

**ВИЩИЙ НАВЧАЛЬНИЙ ЗАКЛАД УКООПСІЛКИ  
«ПОЛТАВСЬКИЙ УНІВЕРСИТЕТ ЕКОНОМІКИ І ТОРГІВЛІ»**

**Навчально-науковий інститут заочно-дистанційного навчання**

**Кафедра економічної кібернетики, бізнес-економіки та інформаційних систем**

Форма навчання заочна

**Допускається до захисту**

Завідувач кафедри д.е.н., професор

Рогоза М. Є. \_\_\_\_\_

«\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ р.

**ДИПЛОМНА РОБОТА**

*на тему:*

«Моделі і методи нелінійного прогнозування розвитку підприємства»

*зі спеціальності 051 Економіка*

*освітньої програми «Економічна кібернетика»*

**Виконавець роботи** Покров Валентин Володимирович

\_\_\_\_\_  
(підпис, дата)

**Науковий керівник** к. ф. – м. н., професор

Ємець Єлизавета Михайлівна

\_\_\_\_\_  
(підпис, дата)

Полтава 2021

## ЗМІСТ

ВСТУП.....	3
РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ.....	6
1.1. Сутність, принципи та вимоги до управлінських рішень.....	6
1.2. Методи й моделі прогнозування розвитку економічних об'єктів .....	15
1.3. Класифікація методів прогнозування .....	20
1.4. Практичне використання методів нелінійного прогнозування.....	27
Висновки до розділу 1 .....	30
РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ХАОТИЧНОЇ ДИНАМІКИ .....	31
2.1. Теоретико-ймовірнісні та нелінійний підходи моделювання економічних систем .....	31
2.2. Обґрунтування необхідності використання концепції теорії економічної динаміки .....	49
2.3. Прогнозування часових рядів з використанням теорії динамічних систем .....	57
Висновки до розділу 2 .....	64
РОЗДІЛ 3. ІМІТАЦІЙНА МОДЕЛЬ ДИНАМІЧНОЇ СИСТЕМИ, НА ОСНОВІ НЕЧІТКИХ МНОЖИН ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ.....	65
3.1 Нечітка мережа як модель невизначеності.....	65
3.2 Розробка нейромережної імітаційної моделі .....	67
3.3. Порівняльний аналіз результатів моделювання, отриманих нейромережними та економетричними методами.....	83
Висновки до розділу 3 .....	94
ВИСНОВКИ.....	96
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ .....	98

## ВСТУП

Прогнозування відіграє важливу роль у різних областях народного господарства. Оскільки умови технологічних процесів і економічні умови ведення бізнесу змінюються в часі, необхідно постійно відслідковувати й пророкувати ці зміни для успішної реалізації технічних розв'язків або здійснення ділових операцій.

*Актуальність теми* обумовлена наступними обставинами. В наш час розроблено багато методів прогнозування, кінцевим завданням яких є пророкування майбутніх подій з тим чи іншим ступенем надійності з метою використання цього прогнозу при прийнятті рішення.

Формально є два підходи до прогнозування - якісне й кількісне. Методи якісного прогнозування, такі як метод експертного оцінювання, особливо важливі, коли статистичні дані за минулі періоди часу недоступні й/або ненадійні. Усі якісні методи вкрай суб'єктивні й піддані високій помилці прогнозу.

Кількісні методи прогнозування засновані на істотному використанні інформації за минулі періоди часу. При дослідженні тенденції процесу за минулий час вдається з'ясувати основні взаємозв'язки між величинами й дати більш надійний прогноз на майбутнє.

Методи прогнозування, засновані на аналізі часових рядів, відносяться до класу кількісних методів прогнозування. Прогнозування часових рядів передбачає визначення прогнозного значення змінної переважно на основі минулих і поточних значень цієї ж змінної. Якщо визначаються значимі фактори й функціональна або стохастична залежність відгуку від цих факторів із застосуванням множинного регресійного аналізу, то, як правило, говорять про аналіз багатомірних часових рядів.

У зв'язку із широким поширенням програмних засобів прийняття рішень особливу важливість представляє розробка методів автоматизованого прогнозування для використання результатів прогнозу в автоматизованих системах прийняття рішень.

Автоматизоване прогнозування з використанням обчислювальної техніки припускає функціонування прогнозуючих моделей і алгоритмів з мінімальною участю людини, автоматичний вибір моделі й параметрів моделі для прогнозування конкретних показників, що чисельно виражаються за допомогою часового ряду. На сьогоднішній день існує багато моделей прогнозування часових рядів: регресійні й авторегресивні моделі, нейромережеві моделі, моделі експонентного згладжування, моделі на базі ланцюгів Маркова, класифікаційні моделі тощо. Найбільш популярними й широко використовуваними є класи авторегресійних і нейромережевих моделей. Істотним недоліком авторегресійного класу є велика кількість вільних параметрів, ідентифікація яких неоднозначна й ресурсоемка. Істотним недоліком класу нейромережних моделей є неприступність проміжних обчислень, що виконуються в «чорному ящику», і, як наслідок, складність інтерпретації результатів моделювання. Крім того, ще одним недоліком даного класу моделей є складність вибору алгоритму навчання нейронної мережі.

Одним із сучасних методів, використовуваних для прогнозування, є штучні нейронні мережі. Теорія штучних нейронних мереж була створена й розвинена такими вченими, як Ф. Розенблат, М. Мінський, С. Гросберг, Т. Кохонен. Сьогодні питанням теорії й практичного використання штучних нейронних мереж присвячені роботи таких учених як А.І. Галушкин, А.Н. Горбань, В.В. Золотарьов, С.Г. Короткий, А.А. Єжов, В.М. Неделько тощо.

*Об'єкт дослідження:* процеси аналізу управління розвитком підприємства з використанням моделей і методів нелінійного прогнозування.

*Предмет дослідження:* моделі і методи прогнозування розвитку економічного об'єкта.

*Мета роботи:* визначити особливості економіко-математичних моделей прогнозування.

*Завдання дослідження:*

1. Розглянути сутність, принципи та вимоги, що висуваються до управлінських рішень;
2. Вивчити методи й моделі прогнозування розвитку економічних об'єктів;

3. Виконати аналіз моделей і методів прогнозування часових рядів, виявити переваги й недоліки кожного класу моделей. Виявити найбільш використовувані класи моделей прогнозування і їх основні недоліки, визначити перспективні підходи, що дозволяють усунути недоліки авторегресійного класу моделей.

4. Розробити імітаційну модель динамічної системи, на основі нечітких множин та нейронних мереж.

*Методи дослідження:* методи експертних оцінок, аналізу та синтезу.

*Практична цінність:* запропоновані у роботі механізми прогнозування розвитку економічного об'єкта можуть бути використані на практиці, як дієвий спосіб покращення прийняті рішень щодо удосконалення діяльності підприємства.

*Структура роботи:* магістерська робота складається із вступу, трьох розділів, висновків та списку використаних джерел.

Список використаних джерел містить 53 найменування.

## РОЗДІЛ 1. АНАЛІТИЧНИЙ ОГЛЯД МЕТОДІВ ТА МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗУВАННЯ

### 1.1. Сутність, принципи та вимоги до управлінських рішень

Організація складається з підрозділів, служб, відділів, які займаються реалізацією певних задач (завдань) для досягнення цілей. Ці підрозділи являють собою групи людей, діяльність яких свідомо координується для досягнення загальної мети, тобто мова йде про управління організацією [1-3].

Орган управління може виступати в якості суб'єкта управління, а процес управління організацією – як об'єкт управління (рис. 1.1) [4-6].

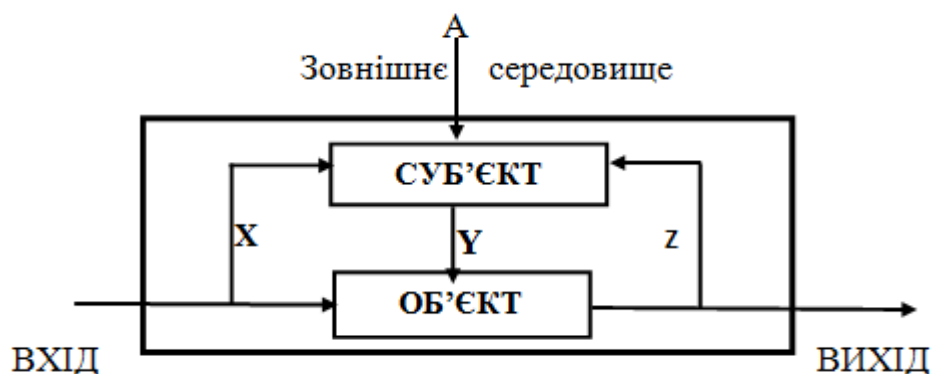


Рис. 1.1 – Схема процесу управління

На рис. 1.1 використовуються позначення:

X – інформація про зовнішній вплив на керований об'єкт;

Z – інформація на виході про поточну поведінку системи;

A – вплив, що задається ззовні і визначає необхідний режим функціонування системи;

Y – керуючий вплив суб'єкта на керований об'єкт.

Суб'єктом управління може бути окрема людина або група людей. До суб'єктів управління відносяться також відповідні суспільні інститути (організації, установи) працівники апарату управління.

Суб'єкт управління повинен:

- володіти здатністю свідомо визначати цілі;
- розробляти і вибирати способи впливу та засоби досягнення прийнятих цілей;
- здійснювати процес управління.

Суб'єктами управління не можуть бути предмети неживої природи.

Об'єкт управління – це керована ланка, елемент системи управління, який сприймає управлінську дію з боку інших елементів. У виробничих системах об'єкти управління є організаційно відокремленими підрозділами, дільницями, цехами, філіалами підприємств.

За допомогою управлінської праці здійснюється взаємодія між суб'єктом та об'єктом управління, яка реалізує управлінські відносини. Щоб така взаємодія була ефективною, необхідно виконання наступних умов:

- суб'єкт та об'єкт управління повинні відповідати один одному, тобто мають бути сумісними у процесі функціонування;
- у рамках єдності суб'єкт та об'єкт управління повинні мати відносну самостійність. Якщо об'єктом управління виступають живі люди, які мають свої власні інтереси, намагання, погляди на ситуацію, вони повинні мати можливість реалізувати їх на практиці. За відсутності такої можливості люди перестануть проявляти активність або застосують усі можливості, щоб досягти свого;
- суб'єкти та об'єкти управління повинні взаємодіяти між собою, спираючись на принципи зворотного зв'язку і реагуючи певним чином на управлінську інформацію, отриману одним від іншого;
- як суб'єкти так і об'єкти управління повинні бути зацікавлені в чіткій взаємодії: одні – давати необхідні команди, інші – забезпечити їх своєчасне виконання. Можливість суб'єкта управляти обумовлена готовністю об'єкта виконувати команди, які поступають.

Прийняття рішень [7-10], як і обмін інформацією є складовою частиною будь – якої управлінської функції.

Особою, що приймає рішення (ОПР) можна назвати людину тільки тоді, коли вона приймає організаційні рішення та реалізує їх за допомогою інших людей.

Поняття “рішення” в сучасному житті є дуже багатозначним. Частіше усього під рішенням розуміють або процес вибору найкращого (ефективного, оптимального) варіанта дій із багатьох можливих, або ж самий результат цього вибору.

Відповідно, під управлінським рішенням (УР) розуміється:

- пошук найбільш ефективного, найбільш раціонального або оптимального варіанта дій керівника;
- кінцевий результат постановки і прийняття УР.

Управлінські рішення - це сукупний результат творчого процесу (суб'єкта) та дій колективу (об'єкта управління) для вирішення конкретної ситуації, що виникла у зв'язку з функціонуванням системи.

Управлінські рішення є соціальним аспектом, що організовує і спрямовує в певне русло діяльність трудового колективу та виконує роль засобу, який сприяє досягненню мети, поставленої перед підприємством.

До управлінського рішення висувається ряд загальних вимог, серед яких слід відмітити:

- всебічну обґрунтованість рішення;
- своєчасність;
- необхідну повноту змісту;
- повноваження;
- узгодженість із прийнятими раніше рішеннями.

Всебічна обґрунтованість рішення означає, насамперед, необхідність прийняття його на основі максимально повної і достовірної інформації. Для цього необхідно знання особливостей, шляхів розвитку керованих, керуючих систем і навколишнього середовища. Потрібно здійснити ретельний аналіз ресурсного забезпечення, науково-технічних можливостей, цільової функції розвитку,



економічних і соціальних перспектив підприємства, регіону, галузі, національної і світової економіки.

Своєчасність - УР приймаються за умов дефіциту часу та певних обставин, що склались і повинні бути прийняті з випередженням, з тим, щоб забезпечити необхідну його цінність та ефективність.

У найбільш загальній формі управлінське рішення повинно охоплювати:

- a) ціль (сукупність цілей) функціонування і розвитку системи;
- b) засоби і ресурси, використовувані для досягнення цих цілей;
- c) основні шляхи і засоби досягнення цілей;
- d) терміни досягнення цілей;
- e) порядок взаємодії між підрозділами та виконавцями;
- f) організацію виконання робіт на всіх етапах реалізації рішення.

Важливою вимогою управлінського рішення є повноваження рішення – суворе дотримання об'єктом управління тих прав і повноважень, що йому надані вищим рівнем управління.

Прийняття і реалізація управлінського рішення потребує високого рівня професіоналізму і наявності визначених соціально – психологічних якостей особистості, чим володіють не всі спеціалісти, що мають фахову освіту, а всього 5-10 % із них.

Узгодженість із прийнятими раніше рішеннями часто вимагає прийняття наступних рішень, що будуть спрямовані на те, щоб реалізувати попереднє якнайкраще. Але ухвала такого рішення може бути частиною вирішення загальної проблеми, яка спрямована на успішну реалізацію прийнятого рішення.

У кінцевому підсумку управлінські рішення є результатом управлінської діяльності. У більш широкому розумінні управлінські рішення розглядають як основний вид управлінської праці, сукупність взаємопов'язаних, цілеспрямованих і логічно послідовних управлінських дій, які забезпечують реальність управлінських завдань.

В науковій літературі [1-3, 9, 11] процес прийняття рішень розглядається у двох аспектах. У розширеному розумінні прийняття рішень ототожнюється із усім

процесом управління. У вузькому розумінні прийняття рішень трактується як вибір найкращого рішення із багатьох альтернатив.

Кожне з поданих визначень має свої недоліки: у першому – поняття “прийняття рішень” охоплює процес його виконання і контролю результатів; у другому – звужується до вибору найкращої альтернативи, хоча процес прийняття рішень розуміє також і встановлення критеріїв оцінки, і вибір способів оцінки, і таке інше.

Отже, визначимо поняття “прийняття рішень” таким чином:

Прийняття рішень являє собою процес, який починається з виникнення проблемної ситуації і закінчується вибором рішення, тобто вибором одного з варіантів дій щодо усунення проблемної ситуації.

Існує безліч факторів, які впливають на процес прийняття рішення в організаціях. Серед найбільш важливих слід визначити такі:

- ступінь ризику – розуміється, що завжди існує вірогідність прийняття неправильного рішення, яке може несприятливо вплинути на організацію. Ризик – фактор, який ОПР враховують свідомо, або підсвідомо, при прийнятті рішення, так як він пов’язаний із зростанням відповідальності;

- час, що мається в розпорядженні ОПР для прийняття рішення – відбивається через те, що кількість часу, яку ОПР може використати для прийняття рішення, часто обмежена. На практиці більшість керівників не мають можливості проаналізувати всі можливі альтернативи, відчуваючи дефіцит часу;

- ступінь підтримки ОПР колективом. Якщо порозуміння і підтримки інших ОПР і підлеглих не вистачає, то проблему варто усувати за рахунок своїх особистих рис, які повинні сприяти виконанню прийнятих рішень;

- особисті здібності ОПР – один з найбільш важливих факторів. Незалежно від того, як ОПР приймають рішення і відповідають за них, вони повинні мати здібності до того, щоб приймати правильні рішення;

- політика організації – у даному випадку враховується суб’єктивний фактор при прийнятті рішення. Статус, влада, престиж, легкість виконання – все це може вплинути на прийняття того чи іншого рішення.

Кінцевим результатом прийняття рішення є саме управлінське рішення, яке постає як первісний, базовий елемент процесу управління, що забезпечує функціонування господарської організації за рахунок взаємозв'язку формальних та неформальних, інтелектуальних та організаційно-практичних аспектів.

Слід зазначити, що у кожній організації приймається велика кількість найрізноманітніших рішень, які класифікують за різними ознаками (табл. 1.1)

Таблиця 1.1

### Типи управлінських рішень

Класифікаційна ознака	Типи рішень
Функціональне призначення	Планові, організаційні, регулюючі, активізуючі, контрольні
Зміст	Економічні, соціальні, технічні, наукові та ін.
Характер дій	Директивні, нормативні, методичні, рекомендаційні, дозвільні
Час дій	Стратегічні, тактичні, оперативні
Напрямок впливу	Внутрішнього спрямування, зовнішнього спрямування
Спосіб прийняття	Індивідуальні, колегіальні, колективні
Рівень прийняття рішень	Організація в цілому, її структурні підрозділи, функціональні служби, окремі працівники
Ступінь ефективності	Оптимальні, раціональні
Методи підготовки	Креативні, евристичні, репродуктивні
Ступінь структурованості	Структуровані, слабо структуровані, неструктуровані

1. За функціональним призначенням: планові – стосуються планування діяльності організації та підрозділів; організаційні – структурують відносини в організації; визначають повноваження та відповідальність працівників, коло їх обов'язків; використовують для розподілу виробничих завдань; регулюючі – регулюють перебіг процесів у організації, усувають відхилення від запланованого; активізуючі – спрямовані на активізацію певних дій персоналу, заохочують до кращого виконання роботи; контрольні – стосуються вибору засобів і методів контролю за перебігом процесів.

2. За змістом: економічні – спрямовані на вибір ефективних методів управління економічними процесами в організації (встановлення ціни, визначення форм і

систем оплати праці, використання прибутку тощо); соціальні – зорієнтовані на вибір ефективних методів управління соціальними процесами (управління конфліктами, розвиток персоналу, поліпшення умов праці тощо); технічні – пов'язані з функціонуванням технічної складової (вибір технологій, налагодження, регулювання, вдосконалення технологічних процесів тощо); наукові – стосуються вибору напряму науково-дослідних робіт, впровадження інновацій тощо.

3. За характером дій: директивні – потребують обов'язкового виконання; нормативні – служать орієнтиром, стандартом при прийнятті інших рішень у даній сфері; методичні – у них дається детальний опис дій, які необхідно виконати у певній ситуації; рекомендаційні – рекомендують, як краще вчинити в певній ситуації, але залишають право вибору іншого рішення; дозвільні – дозволяють певні дії.

4. За часом дій: стратегічні – спрямовані на визначення стратегічних цілей та завдань, розрахованих на тривалу перспективу (5 – 15 років чи більше); тактичні – стосуються вибору способів і методів реалізації стратегії, розраховані на 1 – 2 роки; оперативні – визначають конкретні заходи (розраховані на реалізацію протягом 1 року), за якими здійснюється організація і регулювання виробничих процесів.

5. За напрямом впливу: внутрішнього спрямування – спрямовані в середину організації для впливу на стан чи функціонування її внутрішніх складових; зовнішнього спрямування – визначають способи й методи взаємодії організації із зовнішнім середовищем;

6. За способом прийняття: індивідуальні – приймаються одноосібно людиною, що має на це повноваження; колегіальні – приймаються після досягнення консенсусу групою фахівців; колективні – приймаються всім колективом, якого стосується проблема.

7. За рівнем прийняття рішень: організація в цілому – приймаються вищим рівнем менеджменту; структурні підрозділи – приймаються лінійними керівниками середніх та низових рівнів; функціональні служби – приймаються функціональними менеджерами; окремі працівники – приймаються індивідами (наприклад, вибір способу виконання дорученого завдання).

8. За ступенем ефективності: оптимальні – ставлять за мету вибір найкращого рішення; раціональні – передбачають вибір рішення, яке дасть змогу ліквідувати проблему, але не є найкращим; приймаються за умов обмеженості ресурсів;

9. За методами підготовки: креативні – використовують творчий підхід для генерування ідей щодо знаходження способів розв’язання проблеми; евристичні – прийняття рішення через “освянення”; репродуктивні – використовують відомі й раніше вживані способи розв’язання проблеми (відтворюються раніше прийняті рішення).

10. За ступенем структурованості: структуровані; слабо структуровані; неструктуровані.

Зміна стану організації висуває проблему, необхідність звільнення від якої і потребує прийняття рішення. При цій технології рішення визначається накопиченим суб’єктом управління досвідом прийняття рішень у подібних ситуаціях.

Перевага інтуїтивної технології полягає у швидкості прийняття рішень, недолік – у великій вірогідності помилки. Розглянемо зміст кожного з етапів:

1. Діагноз проблеми включає такі підетапи: – виявлення та опис проблемної ситуації (усвідомлення та вираження у будь-якій формі протиріччя між змінним характером впливу зовнішнього та (чи) внутрішнього середовища на організацію та можливостями організації забезпечити досягнення в цих умовах своєї мети); – постановка мети вирішення проблемної ситуації (визначення бажаного кінцевого результату вирішення проблемної ситуації); – ідентифікація критеріїв прийняття рішення (визначення ознак, на базі яких проводитиметься оцінка вирішення проблемної ситуації).

2. Накопичення інформації з проблеми: збір і обробка різних даних, що мають відношення до проблемної ситуації, яка розглядається, і якість рішення проблем залежить від якості інформації про неї; об’єктивність – повнота, точність, переконаність та несуперечність інформації; лаконічність – стислість та чіткість викладення інформації; актуальність – відповідність інформації об’єктивним потребам; своєчасність – здібність задовольнити потребу в інформації в придатний для виконання термін; комунікабельність – здібність інформації бути зрозумілою

для суб'єкта і об'єкта управління; наочність – очевидність, заснована на показі інформації.

3. Розробка альтернативних варіантів означає розробку, опис та складання переліку всіх можливих варіантів дій, що забезпечують вирішення проблемної ситуації. В процесі розробки альтернатив з метою обмеження їх кількості необхідно враховувати наступні вимоги до них: взаємовиключність – виходить з визначення категорії “прийняття рішення”, тобто вибір можливий лише у випадку альтернатив; забезпечення однакових умов опису альтернатив, - для цього необхідно їх описувати в одних і тих же умовах: ресурсних, часових.

4. Оцінка альтернативних варіантів – перевірка кожної альтернативи за такими критеріями: реалістичність - можливість її здійснення взагалі з урахуванням навколишніх обставин, незалежних від самої організації; задовільність - тобто відповідність можливостям організації; прийнятність наслідків реалізації.

5. Прийняття рішення - порівняння альтернатив та вибір кращої альтернативи на підставі критеріїв, ідентифікованих на першому етапі оформлення рішення.

6. Доведення рішень до виконавців – передача змісту рішення точно за адресою, згідно з посадовими обов'язками, перевірка розуміння одержаної інформації; при необхідності – зміна повноважень.

7. Спільне організаційне планування виконання управлінського рішення (УР), погодженості та взаємодії виконавців – розробка планів-графіків виконання робіт, визначених для виконавців УР, із залученням останніх.

8. Виконання рішення – здійснення дій, приписаних виконавцям УР, виконання розроблених оперативних, організаційних планів із застосуванням систем стимулювання.

9. Контроль – розробка механізму проміжного та фінального контролю, що забезпечує менеджерів необхідною інформацією про хід виконання УР.

10. Аналіз результатів та оцінка ефективності – співставлення цілей, сформульованих в УР з одержаними результатами, аналіз причин успіху (невдачі) та накопичення досвіду.

## **1.2. Методи й моделі прогнозування розвитку економічних об'єктів**

В теорії управління існують три основні моделі прийняття рішень: класична модель; поведінкова модель; ірраціональна модель [12-14].

Класична модель спирається на поняття “раціональності” в прийнятті рішень. Передбачається, що особа, яка приймає рішення повинна бути об'єктивною і логічною, мати чітку ціль, і усі дії в процесі прийняття рішень направляти на вибір найкращої альтернативи. Отже, основні характеристики класичної моделі такі: приймаючий рішення має чітку ціль щодо прийняття рішення; приймаючий рішення має повну інформацію відносно ситуації, що склалася; приймаючий рішення має повну інформацію відносно можливих альтернатив і наслідків їх реалізації; приймаючий рішення має раціональну систему впорядкування переваг в ієрархії важливості; ціль приймаючого рішення завжди полягає у тому, щоб зробити вибір, який робить максимальним економічний зиск організації.

Діяти згідно з поданою моделлю можливо в умовах наявності повного масиву інформації, що достатньо проблематично на практиці. Крім того, значний вплив на прийняття рішень чинять суб'єктивні фактори, які в повному обсязі враховуються у поведінковій моделі.

Поведінкова модель має такі основні характеристики: приймаючий рішення має неповну інформацію відносно ситуації прийняття рішення; приймаючий рішення має неповну інформацію відносно можливих альтернатив; приймаючий рішення не має можливості передбачити наслідки реалізації кожної можливої альтернативи.

Ірраціональна модель базується на припущенні, що особи, приймаючи рішення в більшості ірраціональні в цьому процесі. Цей підхід стверджує, що рішення приймається ще до того, як досліджуються альтернативи. Використовується така модель частіше у випадках, які стосуються принципово нових, складно вирішуваних і надзвичайних рішень, а також тоді, коли менеджер або група менеджерів має достатньо влади для прийняття рішення.

На рис. 1.2 наведено розгорнуту класифікацію методів прийняття управлінських рішень.



Рис. 1.2 – Класифікація методів прийняття управлінських рішень

У процесі прийняття рішень використовується значна кількість методів творчого пошуку альтернативних варіантів, які умовно поділяють на три групи:

– методи індивідуального творчого пошуку: аналогії (передбачає використання «схожої» відомого рішення, «підказаного», наприклад, технічною, економічною або іншою літературою чи «підглянутого» у природі); інверсії (специфічний метод, що передбачає такі підходи до вирішення нової проблеми:



перевернути «догори ногами»; вивернути на протилежний бік; поміняти місцями тощо); ідеалізації (базується на ініціюванні уявлення про ідеальне вирішення проблеми, яке може наштовхнути на усвідомлення певної нової ідеї);

- методи, засновані на колективних формах творчої роботи: “мозковий штурм” (зводиться до творчої співпраці певної групи спеціалістів заради вирішення проблеми шляхом, наприклад, проведення дискусії з конкретного кола питань); конференція ідей (відрізняється від попереднього методу «мозкового штурму» тим, що допускає доброзичливу критику у формі репліки або коментарю. Вважається, що така критика може підвищити цінність висунутих ідей);

- методи, засновані на активізації творчого пошуку: метод контрольних запитань (полягає у тому, щоб ініціювати вирішення обговорюваної проблеми за допомогою певних питань, які мають стимулювати власні міркування щодо висунутої нової ідеї); метод морфологічного аналізу (заснований на застосуванні комбінаторики, тобто дослідженні всіх можливих варіантів, виходячи із закономірностей побудови (морфології) об'єкта, який підлягає вивченню та аналізу).

У науковій літературі існує також декілька різних підходів до класифікації методів обґрунтування управлінських рішень. Кількісні методи застосовуються у тих випадках, коли фактори, які впливають на вибір рішення, можливо оцінити кількісно. Якісні методи використовуються тоді, коли фактори, які визначають прийняття рішення, не підлягають кількісній характеристиці і не можуть бути зміряні. Аналітичні методи характеризуються тим, що встановлюють аналітичні залежності між умовами виконання задачі (факторами) та її результатами (прийнятим рішенням). До аналітичних належить група методів економічного аналізу діяльності фірми.

Статистичні методи засновані на зборі, обробці та аналізу статистичних матеріалів. Відмінна риса цих методів - врахування випадкових впливів та відхилень. Статистичні методи включають методи теорії вірогідності та математичної статистики. В теорії управління найбільш поширено використовуються групи методів такі:

- кореляційно-регресійний аналіз;

- дисперсний аналіз;
- факторний аналіз;
- кластерний аналіз;
- методи статистичного контролю якості і надійності та інші.

Методи математичного програмування розглядаються прикладною математикою і містять теорію та методи вирішення умовних екстремальних задач з декількома перемінними. Найбільше застосування методи математичного програмування знайшли у сферах:

- планування номенклатури і асортименту виробів;
- визначення маршруту виготовлення виробів;
- мінімізації відходів виробничого процесу;
- регулювання рівня запасів;
- календарному плануванні виробництва тощо.

Теоретико-ігрові методи призначені для обґрунтування рішень в умовах невизначеності, неповноти та неясності інформації. До них відносяться:

- теорія статистичних рішень;
- теорія ігор.

Методи теорії статистичних рішень використовуються, коли невизначеність оточення викликана об'єктивними обставинами, які невідомі чи мають випадковий характер. Теорія ігор використовується у тих випадках, коли невизначеність оточення викликана свідомими діями розумного супротивника.

Серед інструментів обґрунтування управлінських рішень значне місце займає розробка прогнозів. Ціллю прогнозування управлінських рішень є одержання науково обґрунтованих варіантів тенденцій розвитку проблемних ситуацій. У науковій літературі наводяться різні класифікації методів прогнозування. Практичне застосування тих чи інших методів визначається такими факторами, як об'єкт прогнозу, його точність, наявність вихідної інформації. Серед методів прогнозування управлінських рішень варто відокремити кількісні та якісні методи. До першої групи належать:

- нормативний метод;

- параметричний метод;
- метод екстраполяції;
- індексний метод.

До другої групи методів слід віднести:

- думка журі – поєднання та узагальнення думок експертів у релевантних (доречних, істотних сферах);
- модель очікування споживачів – будується на результатах опитування клієнтів організації майбутніх потреб, нових вимог.

Крім перерахованих вже методів обґрунтування управлінських рішень значне місце займають метод платіжної матриці та метод дерева рішень.

Метод платіжної матриці дозволяє дати оцінку кожної альтернативи як функції різних можливих результатів реалізації цієї альтернативи. Для використання методу платіжної матриці необхідно: наявність декількох альтернатив вирішення проблеми; наявність декількох ситуацій, які можуть мати місце при реалізації кожної альтернативи; можливість кількісно виміряти наслідки реалізації альтернатив. Ключовим поняттям методу є "очікуваний ефект". Очікуваний ефект - це сума можливих результатів ситуацій, які можуть виникнути в процесі реалізації альтернативи, помножені на вірогідність настання кожної з них. Модель задачі, яка вирішується за допомогою методів теорії статистичних рішень.

Метод "дерева рішень" передбачає графічну побудову різних варіантів дій, які можуть бути застосовані для вирішення вихідної проблеми.

Графік "дерева рішень" має:

- три поля, які повторюються в залежності від складності самої задачі:
- поле дій (поле можливих альтернатив) - тут перераховані всі можливі альтернативи дій щодо вирішення проблеми; поле можливих подій (поле ймовірностей подій) - тут перераховані можливі ситуації щодо реалізації кожної альтернативи і визначені вірогідності виникнення цих ситуацій; поле можливих наслідків (поле очікуваних результатів) - тут кількісно охарактеризовані наслідки (результати), які можуть мати місце в кожній ситуації;

– три компонента: перша точка прийняття рішення - вказує на місце, де повинно бути прийнято остаточне рішення; точка можливостей - характеризує очікувані результати можливих подій; гілка дерева - зображується лініями від першої точки прийняття рішення до результатів реалізації кожної альтернативи.

Метод “дерева рішень” передбачає, що попередньо зібрана необхідна інформація про очікувані виграші та вірогідності настання відповідних подій. На практиці цей метод використовується для прийняття рішень у складних ситуаціях, коли результати одного рішення впливають на наступні рішення.

У задачах теорії статистичних рішень, коли невизначеність середовища викликана об'єктивними обставинами, які невідомі або носять випадковий характер, здійснюється оцінка реалізації кожної стратегії для кожного стану природи. При цьому абсолютно невідомо, який стан природи буде мати місце. Для рішення задач такого типу необхідно побудувати модель. Модель - уява про систему, ідею чи об'єкт, яка складається у свідомості особи, що приймає рішення.

Етапи побудови моделі: визначення мети і постановка задачі; визначення інформаційних обмежень; перевірка вірогідності здобутої інформації, а також оцінка ризиків; реалізація рішення і коригування прийнятих заходів.

### **1.3. Класифікація методів прогнозування**

Слово прогноз виникло від грецького *προϋποσιν*, що означає передбачення, пророкування. Під прогнозуванням розуміють пророкування майбутнього за допомогою наукових методів. Процесом прогнозування називається спеціальне наукове дослідження конкретних перспектив розвитку якого-небудь процесу. Згідно з роботою [15] процеси, перспективи яких необхідно пророкувати, найчастіше описуються часовими рядами, тобто послідовністю значень деяких величин, отриманих у певні моменти часу. Часовий ряд містить у собі два обов'язкові елементи - оцінку часу й значення показника ряду, отримане тим або іншим способом і відповідне до зазначеної оцінки часу. Кожний часовий ряд розглядається

як вибіркова реалізація з нескінченної популяції, що генерується стохастичним процесом, на який впливають безліч факторів [15-19].

Одна із класифікацій часових рядів наведена в роботі [20]. Згідно із цією роботою, тимчасові ряди різняться способом визначення значення, тимчасовим кроком, пам'яттю й стаціонарністю.

Залежно від способу визначення значень часового ряду вони діляться на

- інтервальні часові ряди,
- моментні часові ряди.

Інтервальний часовий ряд являє собою послідовність, у якій рівень явища (значення часового ряду) відносять до результату, накопиченого або знову зробленому за певний інтервал часу. Інтервальним, наприклад, є часовий ряд показника випуску продукції підприємством за тиждень, місяць або рік; обсяг води, скинутою гідроелектростанцією за годину, день, місяць; обсяг електроенергії, зробленої за годину, день, місяць і інші.

Якщо ж значення часового ряду характеризує досліджуване явище в конкретний момент часу, то сукупність таких значень утворює моментний часовий ряд.

Залежно від частоти визначення значень часового ряду, вони діляться на:

- рівновіддалені часові ряди;
- нерівновіддалені часові ряди.

Рівновіддалені часові ряди формуються при дослідженні й фіксації значень процесу в наступні один за одним рівні інтервали часу. Більшість фізичних процесів описуються за допомогою рівновіддалених часових рядів. Нерівновіддаленими часовими рядами називаються ті ряди, для яких принцип рівності інтервалів фіксації значень не виконується. До таких рядів ставляться, наприклад, усі біржові індекси у зв'язку з тим, що їх значення визначаються лише в робочі дні тижня.

Залежно від характеру описуваного процесу часові ряди розділяються на

- часові ряди довгої пам'яті;
- часові ряди короткої пам'яті.

У цілому, говорячи про часові ряди з довгою пам'яттю, мають на увазі часові ряди, для яких автокореляційна функція, уведена в книзі [20], убиває повільно. До часових рядів з короткою пам'яттю відносять часові ряди, автокореляційна функція яких убиває швидко. Швидкість потоку транспорту по дорогах, а також багато фізичних процесів, такі як споживання електроенергії, температура повітря, відносяться до часових рядів з довгою пам'яттю. До часових рядів з короткою пам'яттю відносяться, наприклад, тимчасові ряди біржових індексів.

Додатково тимчасові ряди прийнято розділяти на:

- стаціонарні часові ряди;
- нестаціонарні часові ряди.

Стаціонарним часовим рядом називається такий ряд, який залишається в рівновазі щодо постійного середнього рівня. Інші часові ряди є нестаціонарними. В роботі [20] показано, що й у промисловості, і в торгівлі, і в економіці, де прогнозування має важливе значення, багато часових рядів є нестаціонарними, тобто, що не мають природного середнього значення. Нестаціонарні часові ряди для розв'язку завдання прогнозування часто приводяться до стаціонарних за допомогою різницевого оператора.

Термін часу, за який необхідно визначити значення часового ряду, називається часом попередження [20]. Залежно від часу попередження завдання прогнозування, як правило, діляться на наступні категорії терміновості:

- довгострокове прогнозування;
- середньострокове прогнозування;
- короткострокове прогнозування.

Важливо відзначити, що для кожного часового ряду наведена класифікація має власні діапазони. Тобто для різних часових рядів, з різним часовим дозволом класифікація терміновості завдань прогнозування індивідуальна.

Говорячи про прогнозування часових рядів, необхідно розрізнити два взаємозалежні поняття - метод прогнозування й модель прогнозування.

Метод прогнозування являє собою послідовність дій, які потрібно зробити для одержання моделі прогнозування часового ряду.

Модель прогнозування є функціональне представлення, що адекватно описує часовий ряд, що і є основою для одержання майбутніх значень процесу. Часто, говорячи про моделі прогнозування, використовується термін модель екстраполяції [21].

Метод прогнозування містить послідовність дій, у результаті виконання якої визначається модель прогнозування конкретного часового ряду. Крім того, метод прогнозування містить дії по оцінці якості прогнозних значень. Загальний ітеративний підхід до побудови моделі прогнозування складається з наступних кроків [20].

Крок 1. На першому кроці на підставі попереднього власного або стороннього досвіду вибирається загальний клас моделей для прогнозування часового ряду за заданий термін.

Крок 2. Певний загальний клас моделей великий. Для безпосередньої підгонки до вихідного часового ряду, розвиваються грубі методи ідентифікації підкласів моделей. Такі методи ідентифікації використовують якісні оцінки часового ряду.

Крок 3. Після визначення підкласу моделі, необхідно оцінити її параметри, якщо модель містить параметри, або структуру, якщо модель належить до категорії структурних моделей. На даному етапі звичайно використовується ітеративні способи, коли проводиться оцінка ділянки (або всього) часового ряду при різних значеннях змінюваних величин. Як правило, даний крок є найбільш трудомістким у зв'язку з тим, що часто в розрахунки приймаються всі доступні історичні значення часового ряду.

Крок 4. Далі проводиться діагностична перевірка отриманої моделі прогнозування. Найчастіше вибирається ділянка або кілька ділянок часового ряду, достатніх по довжині для перевірконого прогнозування й наступної оцінки точності прогнозу. Обрані для діагностики моделі прогнозування ділянки часового ряду називаються контрольними ділянками (періодами).

Крок 5. У випадку якщо точність діагностичного прогнозування виявилася прийнятною для завдань, у яких використовуються прогнозні значення, то модель готова до використання. У випадку якщо точність прогнозування виявилася

недостатньою для наступного використання прогнозних значень, то можливо ітеративне повторення всіх описаних вище кроків, починаючи з першого.

Моделлю прогнозування часового ряду є функціональне представлення, що адекватно описує часовий ряд.

При прогнозуванні часових рядів можливі два варіанти постановки завдання. У першому варіанті для одержання майбутніх значень досліджуваного часового ряду використовуються доступні значення тільки цього ряду. У другому варіанті для одержання прогнозних значень можливе використання не тільки фактичних значень шуканого ряду, але й значень набору зовнішніх факторів, представлених у вигляді часових рядів. У загальному випадку часові ряди зовнішніх факторів можуть мати дозвіл за часом відмінне від дозволу часового ряду.

При прогнозуванні часового ряду потрібно визначити функціональну залежність, що адекватно описує часовий ряд, яка називається модель прогнозування. Ціль створення моделі прогнозування полягає в одержанні такої моделі, для якої середнє абсолютне відхилення дійсного значення від прогнозованого прагне до мінімального для заданого об'єкту, який називається часом попередження. Після того, як модель прогнозування часового ряду визначена, потрібно обчислити майбутні значення часового ряду, а також їх довірчий інтервал.

Узагальнюючи доробок науковців у галузі економічного прогнозування, торговельного менеджменту та маркетингу і фахівців-практиків, які займалися проблематикою прогнозування збуту (продажів), систему методів прогнозування можна представити в такому вигляді [7, 21-28]:

## I. Об'єктивні методи прогнозування:

### 1. Економіко-статистичні методи:

#### 1.1 Екстраполяційні методи:

- на основі середнього темпу зростання або середнього абсолютного приросту;
- на основі ковзної середньої (простої та зваженої);
- на основі експоненціальної середньої (різновиди - метод Хольта, метод Брауна та метод Хольта-Вінтерса);



- метод Бокса-Дженкінса, або модель ARIMA.

#### 1.2 Каузальні моделі:

- проста лінійна регресія;
- лінійна авторегресія;
- множинна лінійна регресія;
- багатовимірна регресія часового ряду.

#### 2. Методи, засновані на врахуванні ринкових можливостей:

- 2.1 Еластичність (чутливість) товарообороту.
- 2.2 Ринкова частка підприємства.
- 2.3 Сегментація споживачів.

#### 3. Методи, засновані на врахуванні ресурсного забезпечення:

- 3.1 Оцінка загальної ресурсної забезпеченості.
- 3.2 Оцінка забезпеченості окремими видами ресурсів:
  - балансовий;
  - трудовий;
  - нормативний;
  - аналоговий.

### II. Суб'єктивні (експертні) методи прогнозування:

#### 1. Методи, засновані на судженнях експертів (інтуїтивні):

- 1.1 Очікувані запити споживачів.
- 1.2 Думки торговельного персоналу.
- 1.3 Думки журі;
- 1.4 Дельфі.

#### 2. Метод аналогій.

#### 3. Метод обмежень і взаємозв'язку ринкових параметрів.

#### 4. Нейронні мережі.

У таблиці 1.2 наведена узагальнена характеристика об'єктивних методів прогнозування товарообороту підприємства роздрібної торгівлі.

Таблиця 1.2

## Узагальнена характеристика об'єктивних методів прогнозування

Назва методу	Опис	Модель даних	Часова віддаленість
На основі середнього темпу зростання або середнього абсолютного приросту	Передбачає просте перенесення середньої тенденції минулих періодів у майбутнє	Стаціонарні	Короткострокові прогнози
На основі ковзної середньої	Усуває випадковості із часового ряду; прогноз засновується на проектуванні даних часового ряду, згладжених методом ковзної середньої	Стаціонарні	Короткострокові прогнози
На основі експоненціальної середньої	Аналогічно ковзним середнім, проте значення експоненціально зважені	Стаціонарні Трендові Сезонні	Короткострокові прогнози
Метод Бокса-Дженкінса, або модель ARIMA	Використовують ітеративний підхід до визначення можливих придатних моделей із загального класу моделей та їх підгонки	Стаціонарні Трендові Циклічні Сезонні	Коротко- та середньострокові прогнози
Проста лінійна регресія	Передбачає наявність причинно-наслідкових зв'язків між змінними на вході і виході системи	Трендові	Коротко- та середньострокові прогнози
Множинна лінійна регресія	Передбачає наявність причинно-наслідкових зв'язків між більше ніж однією змінною на вході і змінною на виході системи	Циклічні Сезонні	Коротко- та середньострокові прогнози
Лінійна авторегресія	Застосовується до економічних змінних для розрахунку взаємозв'язку між сусідніми спостереженнями часового ряду	Трендові	Коротко- та середньострокові прогнози
Багатовимірна регресія часового ряду	Застосовується для прогнозування залежної змінної на основі значень більше ніж однієї незалежної змінної	Трендові Сезонні	Середньо – та довгострокові прогнози

## 1.4. Практичне використання методів нелінійного прогнозування

Прогнозування без урахування зовнішніх чинників.

Нехай значення часового ряду доступні в дискретні моменти часу  $t = 1, 2, \dots, T$ .

Позначимо часовий ряд  $Z(t) = Z(1), Z(2), \dots, Z(T)$ . У момент часу  $T$  необхідно визначити значення процесу  $Z(t)$  в моменти часу  $T+1, \dots, T+P$ . Момент часу  $T$  називається моментом прогнозу, а величина  $P$  часом попередження.

1) Для обчислення значень часового ряду в майбутні моменти часу вимагається визначити функціональну залежність, що відображає зв'язок між минулими і майбутніми значеннями цього ряду

$$Z(t) = F(Z(t-1), Z(t-2), Z(t-3), \dots) + \varepsilon_t \quad (1.1)$$

Залежність (1.1) називається моделлю прогнозування. Вимагається створити таку модель прогнозування, для якої середнє абсолютне відхилення істинного значення від прогнозованого прагне до мінімального для заданого  $P$

$$\bar{E} = \frac{1}{P} \sum_{t=T+1}^{T+P} |\varepsilon_t| \rightarrow \min. \quad (1.2)$$

Вираз (1.1) можна переписати у вигляді

$$\hat{Z}(t) = F(Z(t-1), Z(t-2), Z(t-3), \dots), \quad (1.3)$$

де  $\hat{Z}(t)$  прогнозні (розрахункові) значення часового ряду  $Z(t)$ . У формулі і далі використовуватимемо "кришечку" для позначення обчислюваних значень часового ряду.

2) Окрім набуття майбутніх значень  $\hat{Z}(t+1), \dots, \hat{Z}(T+P)$  вимагається визначити довірчий інтервал можливих відхилень цих значень.

Задача прогнозування часового ряду проілюстрована на рисунку 1.3.

Прогнозування з урахуванням зовнішніх чинників. Нехай значення початкового часового ряду  $Z(t)$  доступні в дискретні моменти часу  $t = 1, 2, \dots, T$ . Передбачається, що на значення  $Z(t)$  чинить вплив набір зовнішніх чинників. Нехай перший зовнішній чинник  $X_1(t_1)$  доступний в дискретні моменти часу  $t_1 = 1, 2, \dots, T_1$ , другий зовнішній чинник  $X_2(t_2)$  доступний в моменти часу  $t_2 = 1, 2, \dots, T_2$  тощо. У разі, якщо дискретність початкового часового ряду і зовнішніх чинників, а також значення  $T, T_1, \dots, T_s$  різні, то часові ряди зовнішніх чинників  $X_1(t_1), \dots, X_s(t_s)$  необхідно привести до єдиної шкали часу  $t$ .

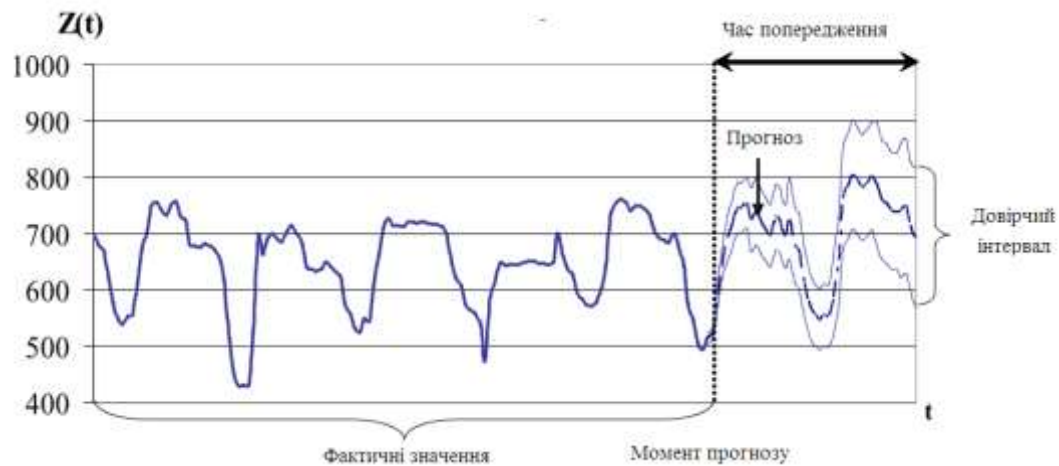


Рис. 1.3 – Ілюстрація задачі прогнозування часового ряду без урахування зовнішніх чинників

У момент прогнозу  $T$  необхідно визначити майбутні значення початкового процесу  $Z(t)$  в моменти часу  $T + 1, \dots, T + P$ , враховуючи вплив зовнішніх чинників  $X_1(t), \dots, X_s(t)$ . При цьому вважаємо, що значення зовнішніх чинників в моменти часу  $X_1(T + 1), \dots, X_1(T + P), \dots, X_s(T + 1), \dots, X_s(T + P)$  є доступними.

1) Для обчислення майбутніх значень процесу  $Z(t)$  у вказані моменти часу вимагається визначити функціональну залежність, що відображає зв'язок між

минулими значеннями  $Z(t)$  і майбутніми, а також бере до уваги вплив зовнішніх чинників  $X_1(t), \dots, X_s(t)$  на початковий часовий ряд

$$Z(t) = F(Z(t-1), Z(t-2), \dots, X_1(t), X_1(t-1), \dots, X_s(t), X_s(t-1), \dots) + \varepsilon_t \quad (1.4)$$

Залежність (1.4) називається моделлю прогнозування з урахуванням зовнішніх чинників  $X_1(t), \dots, X_s(t)$ . Вимагається створити таку модель прогнозування, для якої середнє абсолютне відхилення істинного значення від прогнозованого прагне до мінімального для заданого  $P$ .

2) Окрім набуття майбутніх значень  $\hat{Z}(T+1), \dots, \hat{Z}(T+P)$  вимагається визначити довірчий інтервал можливих відхилень цих значень.

Завдання прогнозування часового ряду з урахуванням одного зовнішнього чинника представлено на рисунку 1.4.

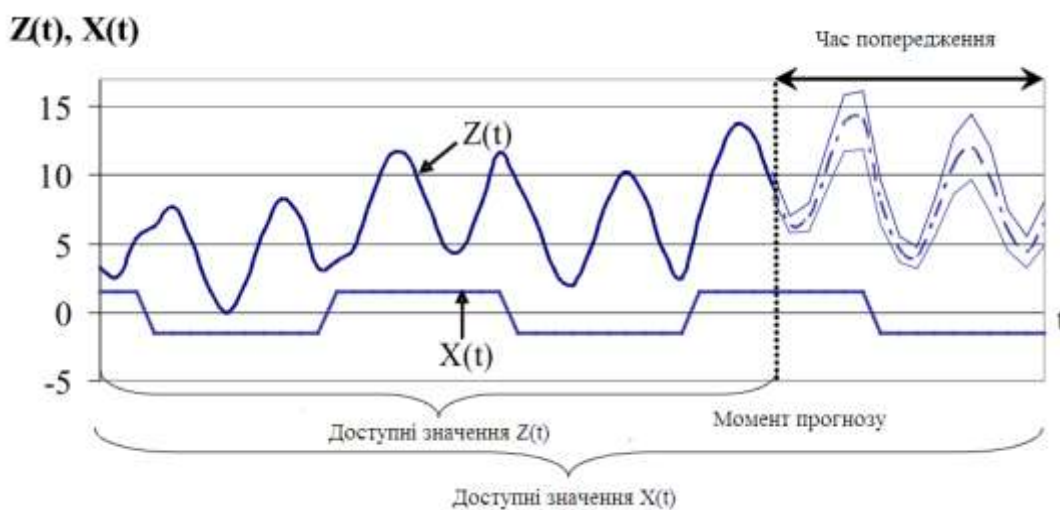


Рис. 1.4 – Ілюстрація завдання прогнозування часового ряду з обліком зовнішнього чинника

## Висновки до розділу 1

В першому розділі розглянуто сутність, принципи та вимоги, що висуюються до управлінських рішень. Управлінські рішення розглянуто як основний вид управлінської праці, сукупність взаємопов'язаних, цілеспрямованих і логічно послідовних управлінських дій, які забезпечують реальність управлінських завдань.

Розглянуто фактори, які впливають на процес прийняття рішення на підприємстві. Такі як - ступінь ризику, час, ступінь підтримки ОПР колективом, особисті здібності ОПР, політика організації тощо.

В роботі розглянуто типи управлінських рішень за різними класифікаційними ознаками:

- функціональним призначенням;
- змістом;
- характером дій;
- часом дій;
- напрямом впливу;
- способом прийняття;
- рівнем прийняття рішень;
- ступенем ефективності: оптимальні;
- методами підготовки;
- ступенем структурованості.

В першому розділі також розглянуто три основні моделі прийняття рішень: класична модель; поведінкова модель; ірраціональна модель, а також методи обґрунтування управлінських рішень. В роботі наведено класифікацію методів прогнозування.

## РОЗДІЛ 2. МЕТОДИ ХАОТИЧНОЇ ДИНАМІКИ

### 2.1. Теоретико-ймовірнісні та нелінійний підходи моделювання економічних систем

Перш ніж перейти до огляду моделей, необхідно відмітити, що назви моделей і відповідних методів як правило співпадають. Наприклад, роботи [29-34] присвячені одній з найпоширеніших моделей прогнозування авторегресія проінтегрованого ковзаючого середнього з урахуванням зовнішнього чинника (auto regression moving average external, ARIMAX). Цю модель і відповідний метод зазвичай називають ARIMAX. Нині прийнято використовувати англійські аббревіатури назв як моделей, так і методів.

Згідно з роботами [35, 36], нині налічується понад 100 класів моделей. Число загальних класів моделей, які в тих або інших варіаціях повторюються в інших, значно менше. Частина моделей і відповідних методів відноситься до окремих процедур прогнозування. Частина методів представляє набір окремих прийомів, що відрізняються від базових або один від одного кількістю приватних прийомів і послідовністю їх застосування.

У аналітичному огляді [36] усі методи прогнозування діляться на дві групи: інтуїтивні і формалізовані.

Інтуїтивне прогнозування застосовується тоді, коли об'єкт прогнозування або занадто простий, або, навпаки, настільки складний, що аналітично врахувати вплив зовнішніх чинників неможливо. Інтуїтивні методи прогнозування не припускають розробку моделей прогнозування і відображають індивідуальні судження фахівців (експертів) відносно перспектив розвитку процесу. Інтуїтивні методи засновані на мобілізації професійного досвіду і інтуїції. Такі методи використовуються для аналізу процесів, розвиток яких або повністю, або частково не піддається математичній формалізації, тобто для яких важко розробити адекватну модель. У статті [37] вказано, що до таких методів відносяться методи експертних оцінок,

історичних аналогій, передбачення за зразком. Крім того, нині широко поширено застосування експертних систем, у тому числі з використанням нечіткої логіки [38]. Формалізовані методи розглядають моделі прогнозування. У огляді [36] моделі прогнозування розділяються на статистичні моделі і структурні моделі.

У статистичних моделях функціональна залежність між майбутніми і фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми чинниками задана аналітично. До статистичних моделей відносяться наступні групи:

- регресійні моделі;
- авторегресійні моделі;
- моделі експоненціального згладжування.

У структурних моделях функціональна залежність між майбутніми і фактичними значеннями часового ряду, а також зовнішніми чинниками задана структурно. До структурних моделей відносяться наступні групи:

- нейромережеві моделі;
- моделі на базі ланцюгів Маркова;
- моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев.

Крім того, необхідно відмітити, що для вузькоспеціалізованих задач іноді застосовуються особливі моделі прогнозування.

Розглянемо регресійні моделі.

Існує багато задач, що вимагають вивчення відношення між двома і більше змінними. Для вирішення таких задач використовується регресійний аналіз [33]. В наш час, регресія отримала широке застосування, включаючи задачі прогнозування і управління. Метою регресійного аналізу є визначення залежності між початковою змінною і множиною зовнішніх чинників (регресорів). При цьому коефіцієнти регресії можуть визначатися по методу найменших квадратів [39] чи методу максимальної правдоподібності [32].

Лінійна регресійна модель. Найпростішим варіантом регресійної моделі є лінійна регресія. У основу моделі покладено припущення, що існує дискретний зовнішній чинник  $X(t)$ , що чинить вплив на досліджуваний процес  $Z(t)$ , при цьому



зв'язок між процесом і зовнішнім чинником лінійний. Модель прогнозування на підставі лінійної регресії описується рівнянням

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X(t) + \varepsilon_t \quad (2.1)$$

де  $\alpha_0$  і  $\alpha_1$  - коефіцієнти регресії;  $\varepsilon_t$  - помилка моделі. Для набуття прогнозних значень  $Z(t)$  у момент часу  $t$  необхідно мати значення  $X(t)$  в той же момент часу  $t$ , що рідко здійснимо на практиці.

Множинна регресійна модель. На практиці на процес  $Z(t)$  чинять вплив цілий ряд дискретних зовнішніх чинників  $X(t), \dots, X_s(t)$ . Тоді модель прогнозування має вигляд

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X_1(t) + \alpha_2 X_2(t) + \dots + \alpha_s X_s(t) + \varepsilon_t. \quad (2.2)$$

Недоліком цієї моделі є те, що для обчислення майбутнього значення процесу  $Z(t)$  необхідно знати майбутні значення усіх чинників  $X_1(t), \dots, X_s(t)$ , що майже нездійсненно на практиці.

У основу нелінійної регресійної моделі покладено припущення про те, що існує відома функція, що описує залежність між початковим процесом  $Z(t)$  і зовнішнім чинником  $X(t)$

$$Z(t) = F(X(t), A). \quad (2.3)$$

У рамках розробки моделі прогнозування необхідно визначити параметри функції  $A$ . Наприклад, можна припустити, що

$$Z(t) = \alpha_1 \cos(X(t)) + \alpha_0 \quad (2.4)$$

Для розробки моделі досить визначити параметри  $A = [\alpha_1, \alpha_0]$ . Проте на практиці рідко зустрічаються процеси, для яких вид функціональної залежності між процесом  $Z(t)$  і зовнішнім чинником  $X(t)$  заздалегідь відомий. У зв'язку з цим нелінійні регресійні моделі застосовуються рідко.

Модель групового обліку аргументів (МГОА) була розроблена Івахтенко А.Г. [40]. Модель має вигляд:

$$Z(t) = \alpha_0 + \sum_{i=1}^S \alpha_i X_i(t) + \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^S \alpha_{i,j} X_i(t) X_j(t) + \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^S \sum_{k=1}^S \alpha_{i,j,k} X_i(t) X_j(t) X_k(t) + \dots \quad (2.5)$$

Рівняння (2.5) називається опорною функцією. Використовуючи опорну функцію, будують різні варіанти моделей для деяких або усіх аргументів. Наприклад, будуються поліноми з однією змінною, поліноми із різними парами змінних, поліноми із різними трійками змінних тощо. Для кожної моделі визначаються її лінійні коефіцієнти  $\alpha_{i,j,k,\dots}$  методом регресійного аналізу. Серед усіх моделей вибираються декілька (від 2 до 10) найкращих. При цьому якість моделей визначається, наприклад, середньоквадратичним відхиленням або іншим критерієм. Якщо серед вибраних є модель, якість якої достатня для використання набутих прогнозних значень, то процес перебору моделей припиняється. Інакше відібрані моделі використовуються як аргументи  $X_1(t), \dots, X_s(t)$  для опорних функцій наступного етапу ітерації. Тобто вже знайдені моделі беруть участь у формуванні складніших.

Авторегресійні моделі.

У основу авторегресійних моделей закладено припущення про те, що значення процесу  $Z(t)$  лінійно залежить від деякої кількості попередніх значень того ж процесу  $Z(t-1), \dots, Z(t-p)$ .

Авторегресійна модель ковзаючого середнього. У області аналізу часових рядів модель авторегресії (autoregressive, AR) і модель ковзаючого середнього (moving average, MA) є однією з найбільш використовуваних [20, 24].

Згідно з роботою [20], модель авторегресії є виключно корисною для опису деяких часових рядів, що зустрічаються на практиці. У цій моделі поточне значення процесу виражається як кінцева лінійна сукупність попередніх значень процесу і імпульсу, який називається "Білим шумом"

$$Z(t) = C + \phi_1 Z(t-1) + \phi_2 Z(t-2) + \dots + \phi_p Z(t-p) + \varepsilon_t \quad (2.6)$$

Формула (2.6) описує процес авторегресії порядку  $p$ , який в літературі часто позначається  $AR(p)$ , де  $C$  - дійсна константа,  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  - коефіцієнти,  $\varepsilon_t$  - помилка моделі. Для визначення  $\phi$ , і  $C$  використовують метод найменших квадратів [33] чи метод максимальної правдоподібності [34].

Інший тип моделі має велике значення в описі часових рядів і часто використовується спільно з авторегресією називається моделлю ковзаючого середнього порядку  $q$  і описується

$$Z(t) = \frac{1}{q}(Z(t-1) + Z(t-2) + \dots + Z(t-q)) + \varepsilon_t \quad (2.7)$$

У літературі процес (2.7) часто позначається  $MA(q)$ ; де  $q$  - порядок ковзаючого середнього,  $\varepsilon_t$  - помилка прогнозування. Модель ковзаючого середнього є по суті справи фільтром низьких частот. Треба відмітити, що існують прості, зважені, кумулятивні, експоненціальні моделі ковзаючого середнього.

Згідно з роботою [20], для досягнення більшої гнучкості в підгонці моделі часто доцільно об'єднати в одній моделі авторегресію і ковзаюче середнє. Загальна модель позначається  $ARMA(p, q)$  сполучає в собі фільтр у вигляді ковзаючого середнього порядку  $q$  і авторегресію фільтрованих значень процесу порядку  $p$ .

Якщо як вхідні дані використовуються не самі значення часового ряду, а їх різниця  $d$ -того порядку (на практиці  $d$  необхідно визначати, проте в більшості випадків  $d < 2$ ), то модель носить назву авторегресії проінтегрованого ковзаючого середнього. У літературі цю модель називають  $ARIMA$ (autoregression integrated moving average).

Розвитком моделі  $ARIMA(p, d, q)$  є модель  $ARIMAX(p, d, q)$ , яка описується виразом

$$Z(t) = AR(p) + \alpha_1 X_1(t) + \dots + \alpha_s X_s(t) \quad (2.8)$$

У формулі (2.8)  $\alpha_1, \dots, \alpha_s$  - коефіцієнти зовнішніх чинників  $X_1(t), \dots, X_s(t)$ . У цій моделі найчастіше процес  $Z(t)$  є результатом моделі  $MA(q)$ , тобто відфільтрованими значеннями початкового процесу. Далі для прогнозування  $Z(t)$  використовується модель авторегресії, в якій введені додаткові регресори зовнішніх чинників  $X_1(t), \dots, X_s(t)$ .

Авторегресійна модель з умовною гетероскедастичністю (autoregressive conditional heteroskedasticity, GARCH) була розроблена в 1986 році Тімом Петером Бореслевом і є моделлю залишків для моделі  $AR(p)$  [20]. На першому етапі для

початкового часового ряду визначається модель AR (2.6). Далі передбачається, що помилка моделі (2.6) має дві складові

$$\varepsilon_t = \vartheta_t \cdot \zeta_t \quad (2.9)$$

де  $\vartheta_t$  - залежне від часу стандартне відхилення;  $\zeta_t$  - випадкова величина, що має нормальний розподіл, середнє значення, рівне 0, і стандартне відхилення, рівне 1. При цьому залежне від часу стандартне відхилення описується виразом

$$\vartheta_t^2 = \beta_0 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \dots + \beta_q \varepsilon_{t-q}^2 + \gamma_1 \vartheta_{t-1}^2 + \dots + \gamma_p \vartheta_{t-p}^2 \quad (2.10)$$

У формулі (2.10)  $\beta_0, \dots, \beta_q$  і  $\gamma_0, \dots, \gamma_p$  - коефіцієнти. Формула (2.10) називається моделлю GARCH(p, q) і має два параметри: p характеризує порядок авторегресії квадратів залишків; q - кількість попередніх оцінок залишків.

Найбільш часте застосування ця модель отримала у фінансовому секторі, де за допомогою її моделюється волатильність. На сьогодні існує ряд модифікацій моделі під назвами NGARCH, IGARCH, EGARCH, GARCH - M і інші [20].

Авторегресійна модель з розподіленням лагом (autoregressive distributed lag models, ARDLM) недостатньо детально описана в літературі. Основна увага цієї моделі приділяється в книгах з економетрики [41, 42].

Часто при моделюванні процесів на змінну, що вивчається, впливають не лише поточні значення процесу, але і його лаги, тобто значення часового ряду, передуючі моменту часу, що вивчається. Модель авторегресії розподіленого лагу описується рівнянням

$$Z(t) = \phi_0 + \phi_1 Z(t-l-1) + \dots + \phi_p Z(t-l-p) + \varepsilon_t \quad (2.11)$$

Тут  $\phi_0, \dots, \phi_p$  - коефіцієнти, l - величина лагу. Модель (1.15) називається ARDLM(p, l) і найчастіше застосовується для моделювання економічних процесів.

Розглянемо моделі експоненціального згладжування.

Моделі експоненціального згладжування розроблені в середині XX століття і до сьогоднішнього дня є широко поширеними через їх простоту і наочність.

Модель експоненціального згладжування (exponential smoothing, ES) застосовується для моделювання фінансових і економічних процесів [26]. У основу експоненціального згладжування закладена ідея постійного перегляду прогнозних

значень у міру надходження фактичних. Модель ES привласнює ті, що експоненціально убують ваги спостереженням у міру їх старіння. Таким чином, останні доступні спостереження мають більший вплив на прогнозне значення, ніж старші спостереження.

Функція моделі ES має вигляд

$$\begin{aligned} Z(t) &= S(t) + \varepsilon_t, \\ S(t) &= \alpha \cdot Z(t-1) + (1-\alpha) \cdot S(t-1) \end{aligned} \quad (2.12)$$

де  $\alpha$  - коефіцієнт згладжування,  $0 < \alpha < 1$  ; початкові умови визначаються як  $S(1) = Z(0)$ . У цій моделі кожне наступне згладжене значення  $S(t)$  є зваженим середнім між попереднім значенням часового ряду  $Z(t)$  і попереднього згладженого значення  $S(t-1)$ .

Модель Хольта або подвійне експоненціальне згладжування застосовується для моделювання процесів, що мають тренд. В цьому випадку в моделі необхідно розглядати дві складові: рівень і тренд [26]. Рівень і тренд згладжуються окремо

$$\begin{aligned} Z(t) &= S(t) + \varepsilon_t; \\ S(t) &= \alpha \cdot Z(t-1) + (1-\alpha) \cdot (S(t-1) - B(t-1)); \\ B(t) &= \gamma \cdot (S(t-1) - S(t-2)) + (1+\gamma) \cdot B(t-1).. \end{aligned} \quad (2.13)$$

У формулі (2.13)  $\alpha$  - коефіцієнт згладжування рівня, як і в моделі (2.12),  $\gamma$  - коефіцієнт згладжування тренду.

Модель Хольта-Вінтерса або потрійне експоненціальне згладжування застосовується для процесів, які мають тренд і сезонну складову

$$Z(t) = (R(t) + G(t)) \cdot S(t). \quad (2.14)$$

У формулі (2.14)  $R(t)$  - згладжений рівень без урахування сезонної складової

$$R(t) = \frac{\alpha \cdot Z(t-1)}{S(t-L)} + (1+\alpha) \cdot (R(t-1) + G(t-1)), \quad (2.15)$$

$G(t)$  - згладжений тренд

$$G(t) = \beta \cdot (S(t-1) - S(t-2)) + (1-\beta) \cdot G(t-1), \quad (2.16)$$

а  $S(t)$  - сезонна складова

$$S(t) = \frac{\gamma \cdot Z(t-1)}{S(t-L)} + (1-\gamma) \cdot S(t-L). \quad (2.17)$$

Величина  $L$  визначається довжиною сезону досліджуваного процесу. Моделі експоненціального згладжування найбільш популярні для довгострокового прогнозування.

Нейромережіві моделі.

В наш час найпопулярнішою серед структурних моделей є модель на основі штучних нейронних мереж (artificial neural network, ANN) [24]. Нейронні мережі складаються з нейронів (рис. 2.1).

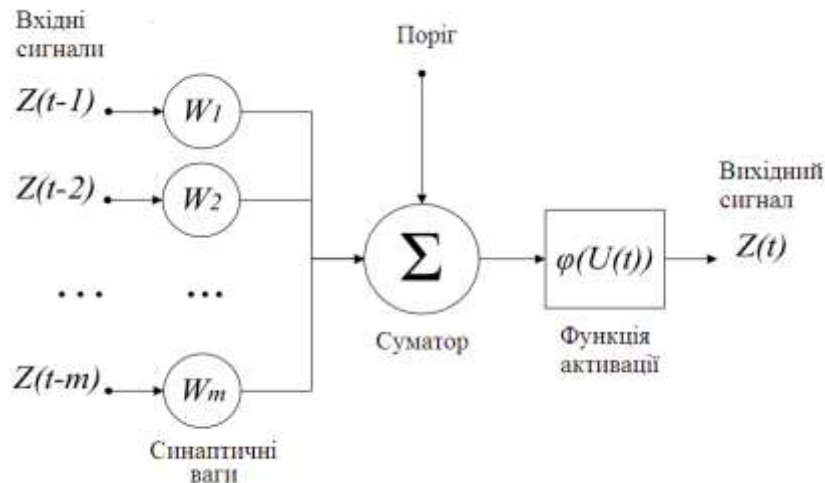


Рис. 2.1. Нелінійна модель нейрона

Модель нейрона можна описати парою рівнянь

$$U(t) = \sum_{i=1}^m \omega_i \cdot Z(t-i) + b, \quad (2.18)$$

де  $Z(t-1), \dots, Z(t-m)$  - вхідні сигнали;  $\omega_1, \dots, \omega_m$  - синаптичні ваги нейрона;  $b$  - поріг;  $\varphi(U(t))$  - функція активації. Функція активації бувають трьох основних типів [43]:

- функція одиничного стрибка;
- кусочно-лінійна функція;
- сигмоїдальна функція.

Спосіб зв'язку нейронів визначає архітектуру нейронної мережі. Згідно з роботою [30-32], залежно від способу зв'язку нейронів мережі діляться на:

- одношарові мережі прямого поширення
- багатошарові мережі прямого поширення
- рекурентні мережі.

На рисунку 2.2 представлена структура тришарової нейронної мережі прямого поширення, вживана для прогнозування в роботах [43].

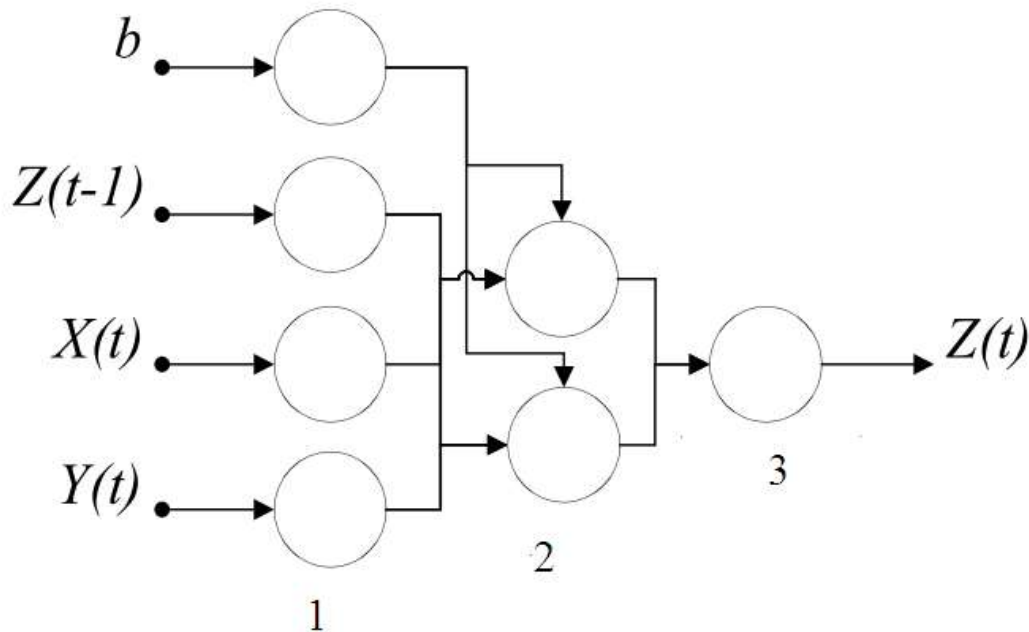


Рис. 2.2. Тришарова нейронна мережа прямого поширення (1-вхідний шар, 2-скритий шар, 3-вихідний шар)

Таким чином, за допомогою нейронних мереж можливе моделювання нелінійної залежності майбутнього значення часового ряду від його фактичних значень і від значень зовнішніх чинників. Нелінійна залежність визначається структурою мережі і функцією активації.

Моделі на базі ланцюгів Маркова.

Моделі прогнозування на основі ланцюгів Маркова (Markov chain model) припускають, що майбутній стан процесу залежить тільки від його поточного стану і не залежить від попередніх. У зв'язку з цим процеси, що моделюються ланцюгами Маркова, повинні відноситися до процесів з короткою пам'яттю.

Приклад ланцюга Маркова для процесу, що має три стани, представлений на рис. 2.3.

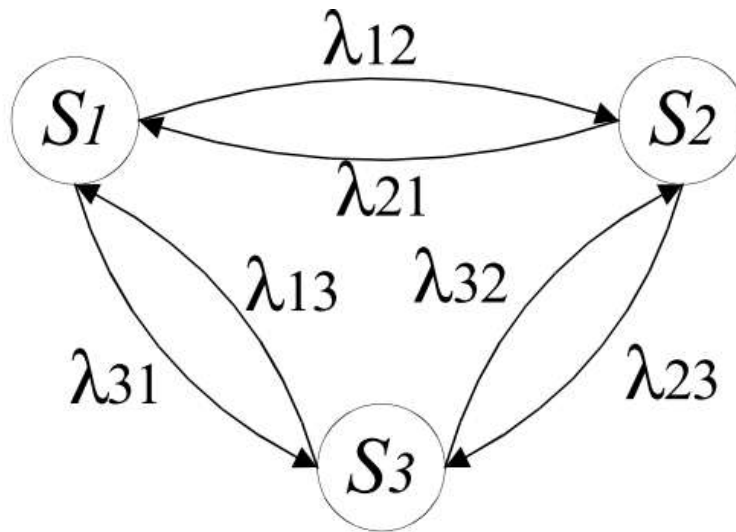


Рис. 2.3. Ланцюг Маркова з трьома станами

На рис. 2.3  $S_1, \dots, S_3$  - стани процесу  $Z(t)$ ;  $\lambda_{12}$  - вірогідність переходу із стану  $S_1$  в стан  $S_2$ ,  $\lambda_{23}$  - вірогідність переходу із стану  $S_2$  в стан  $S_3$  і т. д. При побудові ланцюга Маркова визначається множина станів і вірогідності переходів. Є поточний стан процесу  $S_i$ , то якості майбутнього стану процесу вибирається такий стан  $S_j$ , вірогідність переходу в який (значення  $\lambda_{ij}$ ) максимальна.

Таким чином, структура ланцюга Маркова і вірогідності переходу станів визначають залежність між майбутнім значенням процесу і його поточним значенням.

Моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев.

Класифікаційно-регресійні дерева (classification and regression trees, CART) є ще однією популярною структурною моделлю прогнозування часових рядів [44]. Структурні моделі CART розроблені для моделювання процесів, на які чинять вплив як безперервні зовнішні чинники, так і категоріальні. Якщо зовнішні чинники, що впливають на процес  $Z(t)$ , безперервні, то використовуються регресійні дерева; якщо чинники категоріальні, то - класифікаційні дерева. У разі, якщо необхідно



враховувати чинники обох типів, то використовуються змішані класифікаційно-регресійні дерева (рисунок 2.4).

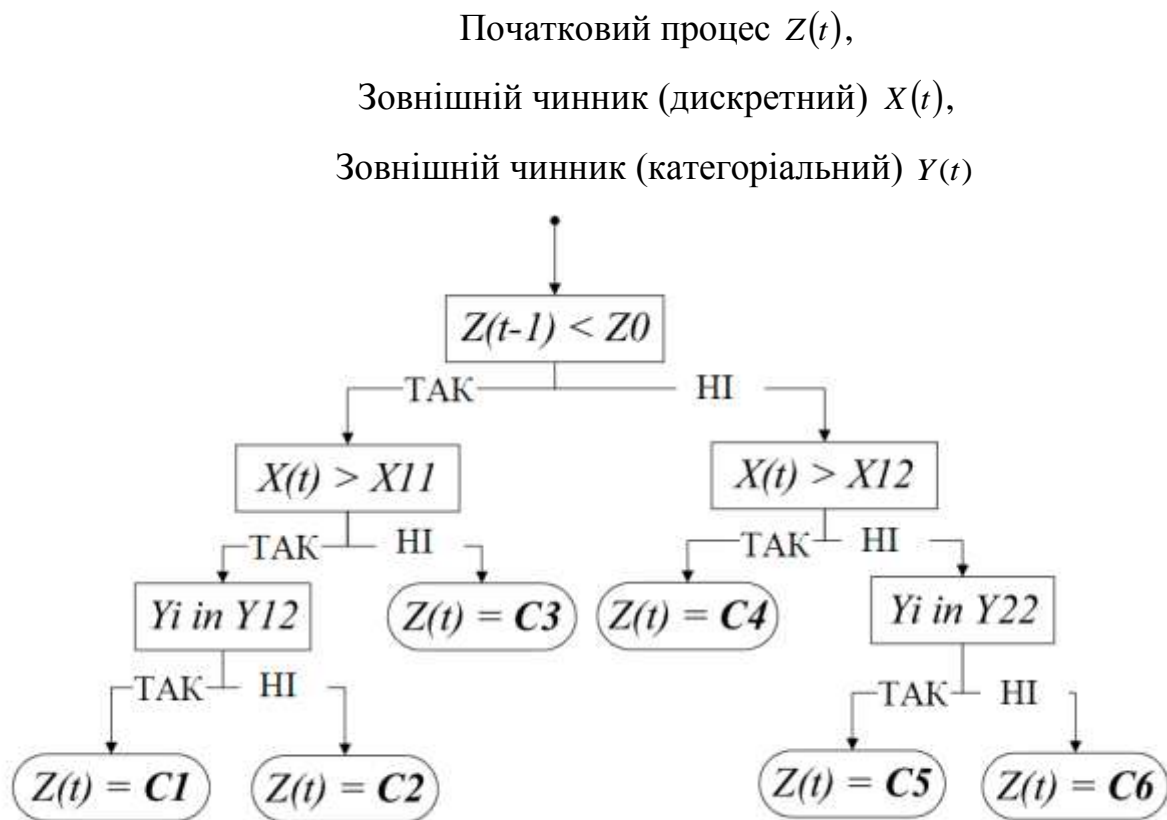


Рис. 2.4. Бінарне класифікаційно-регресійне дерево

Згідно моделі CART, прогнозне значення часового ряду залежить від попередніх значень, а також деяких незалежних змінних. На приведеному на рисунку 2.4 прикладі спочатку попереднє значення процесу порівнюється з константою  $Z_0$ . Якщо значення  $Z(t-1)$  менше  $Z_0$ , то виконується наступна перевірка:  $X(t) > X_{11}$ . Якщо нерівність не виконується, то  $Z(t) = C_3$ , інакше перевірки тривають до того моменту, поки не буде знайдений лист дерева, в якому відбувається визначення майбутнього значення процесу  $Z(t)$ . Важливо, що при визначенні значення враховуються як безперервні змінні, наприклад,  $X(t)$ , так і категоріальні  $Y$ , для яких виконується перевірка присутності значення в одній із заздалегідь визначених підмножин. Значення порогових констант, наприклад,  $Z_0$ ,  $X_{11}$ , а також підмножин  $Y_{12}$ ,  $Y_{22}$  виконується на етапі навчання дерева [44].

Таким чином, CART моделює залежність майбутньої величини процесу  $Z(t)$  за допомогою структури дерева, а також порогових констант і підмножин.

Інші моделі і методи прогнозування.

Окрім класів моделей прогнозування, розглянутих вище, існують менш поширені моделі і методи прогнозування. Головним недоліком моделей і методів є недостатня методологічна база, тобто недостатньо детальний опис можливостей як моделей, так і шляхів визначення їх параметрів. Крім того, у відкритому доступі можна знайти лише невелику кількість статей, присвячених застосуванню цих методів.

Метод опорних векторів (support vector machine, SVM) застосовується, наприклад, для прогнозування руху ринків [45]. У основу методу покладена класифікація, вироблювана за рахунок переведення початкових часових рядів, представлених у вигляді векторів, в простір вищої розмірності і пошуку розділяючої гіперплощини з максимальним проміжком в цьому просторі. Алгоритм SVM працює в припущенні, що чим більше різниця або відстань між цими паралельними гіперплощинами, тим менше буде середня помилка класифікатора. При цьому завдання прогнозування вирішується таким чином, що на етапі навчання класифікатора виявляються незалежні змінні (зовнішні чинники), майбутні значення яких визначають в який з визначених раніше підкласів потрапить прогноз  $Z(t)$ .

Генетичний алгоритм (genetic algorithm, GA) був розроблений і часто застосовується для вирішення задач оптимізації, а також пошукових задач. Проте деякі модифікації GA дозволяють вирішувати задачі прогнозування.

У статті [46] вказано, що алгоритм прогнозування на основі GA дозволяє враховувати більше 15 зовнішніх чинників, використовуючи базовий GA. Принцип роботи заснований на тому, що початкові значення процесу  $Z(t)$  і зовнішніх чинників  $X_1(t), \dots, X_s(t)$  розкладають в набори, що складаються з 0 і 1, які називають генотипами. Далі застосовують ряд перетворень: схрещування і мутація для формування перетворених наборів, які називаються фенотипами. Початкові і отримані набори досліджуються з використанням функції пристосованості. Якщо рішення вийшло незадовільним, то знову здійснюється схрещування і мутація,

внаслідок чого виходять ще новіші набори (нове покоління), які знову оцінюються. Ітеративний процес триває до тих пір, поки рішення не буде задовільним.

Модель на основі передавальних функцій (transfer function, TF) застосовується для прогнозування процесу  $Z(t)$  з урахуванням зовнішнього чинника  $X(t)$ . Рівняння, що відбиває залежність майбутнього значення має вигляд

$$Z(t) = v(B)X(t) + \eta(t) \quad (2.19)$$

де  $B$  - оператор зрушення  $BZ(t) = Z(t-1), \dots, B^k Z(t) = Z(t-k)$ . Часовий ряд  $\eta(t)$  характеризує зовнішнє обурення. При цьому функція  $v(B)$  має вигляд

$$v(B) = v_0 + v_1 B + v_2 B^2 + \dots \quad (2.20)$$

Коефіцієнти функції (2.20)  $v_i$ , описують динамічні стосунки між процесами  $Z(t)$  і  $X(t)$ .

Виконаємо порівняння моделей прогнозування.

Регресійні моделі і методи. До переваг цих моделей відносять простоту, гнучкість, а також одноманітність їх аналізу і проектування. При використанні лінійних регресійних моделей результат прогнозування може бути отриманий швидше, ніж при використанні інших моделей. Крім того, перевагою є прозорість моделювання [33], тобто доступність для аналізу усіх проміжних обчислень.

Основним недоліком нелінійних регресійних моделей є складність визначення виду функціональної залежності [36], а також трудомісткість визначення параметрів моделі. Недоліками лінійних регресійних моделей є низька адаптивність і відсутність здатності моделювання нелінійних процесів.

Авторегресійні моделі і методи. Важливими перевагами цього класу моделей є їх простота і прозорість моделювання. Ще однією перевагою є одноманітність аналізу і проектування, закладена в роботі [47]. На сьогодні цей клас моделей є одним з найбільш популярних [48], а тому у відкритому доступі легко знайти приклади застосування авторегресійних моделей для вирішення завдань прогнозування часових рядів різних предметних областей.

Недоліками цього класу моделей є: велике число параметрів моделі, ідентифікація яких неоднозначна і ресурсоемна; низька адаптивність моделей, а

також лінійність і, як наслідок, відсутність здатності моделювання нелінійних процесів, що часто зустрічаються на практиці.

Моделі і методи експоненціального згладжування. Перевагами цього класу моделей є простота і одноманітність їх аналізу і проектування. Цей клас моделей частіше за інших використовується для довгострокового прогнозування.

Недоліком цього класу моделей є відсутність гнучкості .

Нейромережеві моделі і методи. Основною перевагою нейромережових моделей є нелінійність, тобто здатність встановлювати нелінійні залежності між майбутніми і фактичними значеннями процесів. Іншими важливими перевагами є: адаптивність, масштабованість (паралельна структура ANN прискорює обчислення) і одноманітність їх аналізу і проектування .

При цьому недоліками ANN є відсутність прозорості моделювання; складність вибору архітектури, високі вимоги до несуперечності навчальної вибірки; складність вибору алгоритму навчання і ресурсоемкість процесу їх навчання.

Моделі і методи на базі ланцюгів Маркова. Простота і одноманітність аналізу і проектування є перевагами моделей на базі ланцюгів Маркова.

Недоліком цих моделей є відсутність можливості моделювання процесів з довгою пам'яттю.

Моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев.

Перевагами цього класу моделей є: масштабованість, за рахунок якої можлива швидка обробка надвеликих об'ємів даних; швидкість і однозначність процесу навчання дерева (на відміну від ANN) [31], а також можливість використовувати категоріальні зовнішні чинники.

Недоліками цих моделей є неоднозначність алгоритму побудови структури дерева; складність питання про те, коли варто припинити подальші галуження; відсутність одноманітності їх аналізу і проектування .

Переваги і недоліки моделей і методів систематизовані в таблиці 2.1.

Треба додатково відмітити, що ні для однієї з розглянутих груп моделей (і методів) в переваг не вказана точність прогнозування. Це зроблено у зв'язку з тим, що точність прогнозування того або іншого процесу залежить не лише від моделі,

але і від досвіду дослідника, від доступності даних, від апаратної потужності, що розташовується, і багатьох інших чинників.

Таблиця 2.1

## Порівняння моделей і методів прогнозування

Модель і метод	Переваги	Недоліки
Регресійні моделі і методи	1. Простота, гнучкість прозорість моделювання; 2. Одноманітність аналізу і проектування	1. Складність визначення функціональної залежності; 2. Трудомісткість знаходження коефіцієнтів залежності; 3. Відсутність можливості моделювання нелінійних процесів (для нелінійної регресії)
Авторегресійні моделі і методи	1. Простота, прозорість моделювання; 2. Одноманітність аналізу і проектування; 3. Безліч прикладів застосування	1. Трудомісткість і ресурсоемність ідентифікації моделей; 2. Неможливість моделювання нелінійності; 3. Низька адаптивність
Моделі і методи експоненціального згладжування	1. Простота моделювання; 2. Одноманітність аналізу і проектування	1. Недостатня гнучкість; 2. Вузька застосовність моделей
Нейромережеві моделі і методи	1. Нелінійність моделей; 2. Масштабованість, висока адаптивність; 3. Одноманітність аналізу і проектування; 4. Безліч прикладів застосування	1. Відсутність прозорості; 2. Складність вибору архітектури; 3. Жорсткі вимоги до навчальної вибірки; 4. Складність вибору алгоритму навчання; 5. Ресурсоемність процесу навчання
Моделі і методи на базі ланцюгів Маркова	1. Простота моделювання; 2. Одноманітність аналізу і проектування	1. Неможливість моделювання процесів з довгою пам'яттю; 2. Вузька застосовність моделей
Моделі і методи на базі класифікаційно-регресійних дерев	1. Масштабованість; 2. Швидкість і простота процесу навчання; 3. Можливість враховувати категоріальні змінні	1. неоднозначність алгоритму побудови дерева; 2. Складність питання зупинки

У ряді робіт [20] вказано, що на сьогодні найбільш поширеними моделями прогнозування є авторегресійні моделі (ARIMAX), а також нейромережеві моделі

(ANN). У статті [22], зокрема, затверджується: "Without a doubt ARIMA(X) and GRACH modeling methodologies are the most popular methodologies for forecasting time series. Neural networks are now the biggest challengers to conventional time series forecasting methods". (Без сумнівів моделі ARIMA(X) і GARCH є найпопулярнішими для прогнозування часових рядів. Нині головну конкуренцію цим моделям складають моделі на основі ANN.)

Розглянемо комбіновані моделі.

Однією з популярних сучасних тенденцій в області створення моделей прогнозування є створення комбінованих моделей і методів. Подібний підхід дає можливість компенсувати недоліки одних моделей за допомогою інших і спрямований на підвищення точності прогнозування, як одного з головних критеріїв ефективності моделі.

Однією з перших робіт в цій області є стаття [29]. У ній пропонується підхід, в якому прогнозування часового ряду здійснюється в два етапи. На першому етапі на підставі моделей розпізнавання образів (pattern recognition) виділяються гомогенні групи (patterns) часового ряду. На наступному етапі для кожної групи будується окрема модель прогнозування. У статті вказується, що при комбінованому підході вдається підвищити точність прогнозування часових рядів.

У роботі [31] пропонується модель для прогнозування цін на електроенергію Іспанії. За допомогою вейвлет перетворення (wavelet transform) доступні значення часового ряду розділяються на декілька послідовностей, для кожної з яких будується окрема модель ARIMA.

У огляді моделей прогнозування [2] розглядається наступні типи комбінацій :

- ANN + нечітка логіка;
- ANN + ARIMA;
- ANN + регресія;
- ANN + GA + нечітка логіка;
- регресія + нечітка логіка.

У більшості комбінацій моделі на основі ANN застосовуються для вирішення завдання кластеризації, а далі для кожного кластера будуватися окрема модель

прогнозування на основі ARIMA, GA, нечіткої логіки та ін. У роботі стверджується, що застосування комбінованих моделей, що виконують попередню кластеризації і наступне прогнозування усередині певного кластера, є найбільш перспективним напрямом розвитку моделей прогнозування.

Робота [12] присвячена питанням кластеризації часових рядів для того, щоб на підставі отриманих кластерів виконувати прогнозування. Для кластеризації пропонується два методи: метод К-середніх (K-mean) і метод нечітких С-середніх (fuzzy C-mean). Метою обох алгоритмів кластеризації є витягання корисної інформації з часового ряду для наступного прогнозування. Автори стверджують, що застосування кластеризації дає можливість підвищити точність прогнозування.

Застосування комбінованих моделей є напрямом, який при коректному підході дозволяє підвищити точність прогнозування. Головним недоліком комбінованих моделей є складність і ресурсоемкість їх розробки: треба розробити моделі так, щоб компенсувати недоліки кожної з них, не втративши переваг.

Ряд дослідників пішли по альтернативному шляху і розробили авторегресійні моделі, в основі яких лежить припущення про те, що часовий ряд є послідовність кластерів (patterns), що повторюються. Проте при цьому розробники не створювали комбінованих моделей, а визначали кластери і виконували прогноз на підставі однієї моделі. Розглянемо ці моделі детальніше.

У роботі [29] запропонована модель прогнозування напряму руху індексів ринку (index movement), що враховує кластери часового ряду. Нехай часовий ряд  $Z(t)$  містить три значення - 1, 0 і 1, які характеризують спад, стабільний стан і підйом ринку відповідно. Кластером (pattern) називається послідовність

$$Z_i^v = Z(i), Z(i+1), \dots, Z(i+M) \text{ для } i \in \{1, 2, \dots, N-M\},$$

де  $N$  - число доступних звітів часового ряду  $Z(t)$ .

Для визначення прогнозного значення розглянута остання доступна інформація, а саме послідовність  $Z(N, M) = Z(N-M+1), Z(N-M+2), \dots, Z(N)$  для якої визначена найближча схожа (closet match)  $Z(Q, M) = Z(Q+1), Z(Q+2), \dots, Z(Q+M)$ . При цьому функція, що визначає близькість, має вигляд

$$F(N-M, Q) = \sum_{j=1}^M |Z(N-M+1) - Z(Q+1)|, \quad (2.21)$$

тобто близькість кластерів визначається простим порівнянням. Далі обчислюється прогнозне значення

$$Z(N+1) = Z(Q+M+1) \quad (2.22)$$

Таким чином, в цій моделі передбачається, що якщо в деякий момент часу у минулому ринок поведився певним чином, то в майбутньому його поведінка повториться у зв'язку з тим, що часовий ряд є послідовністю кластерів.

Ще в двох роботах запропонована модель прогнозування, заснована на моделі авторегресії, але що бере до уваги частини часового ряду. Тут прогнозне значення часового ряду визначається

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot Z(t-1) + \alpha_2 \cdot Z(t-2) + \dots + \alpha_M Z(t-M), \quad (2.23)$$

яке є лінійною авторегресією порядку  $M$ . При цьому коефіцієнти авторегресії  $\alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_M$  визначаються таким чином. Передбачається, що існує  $K$  векторів довжини  $M$  часового ряду, для яких виконується вираз

$$\begin{bmatrix} Z(i_1) \\ Z(i_2) \\ \dots \\ Z(i_K) \end{bmatrix} = \alpha_0 \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \dots \\ 1 \end{bmatrix} + \alpha_1 \begin{bmatrix} Z(i_1-1) \\ Z(i_2-1) \\ \dots \\ Z(i_K-1) \end{bmatrix} + \dots + \begin{bmatrix} Z(i_1-M) \\ Z(i_2-M) \\ \dots \\ Z(i_K-M) \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

При визначенні найближчих векторів (closest vectors)

$$Z(i_1-1), Z(i_1-2), \dots, Z(i_1-M), \dots, Z(i_K-1), Z(i_K-2), \dots, Z(i_K-M)$$

в статті [9] використано значення лінійної кореляції Пірсона між усіма можливими векторами і новим вектором (last available vector)  $Z(t-1), Z(t-2), \dots, Z(t-M)$ ; а в статті [19] замість лінійної кореляції розраховується відстань Евкліда між векторами.

Розробники розглянутих вище моделей стверджують, що запропоновані моделі прості, прозорі і ефективні для досліджених часових рядів. При цьому очевидно, що головними недоліками цих моделей є:

- неможливість враховувати зовнішні чинники;
- неоднозначність критерію визначення схожої вибірки;



– складність визначення ефективної комбінації двох параметрів  $M$  (довжина векторів) і  $K$  (число векторів, що приймаються в розрахунок).

## 2.2. Обґрунтування необхідності використання концепції теорії економічної динаміки

Одним з фундаментальних положень економічної теорії є уявлення про економіку як систему, що складається з певних взаємозв'язаних компонентів, що забезпечують її життєдіяльність.

Відповідно до основних положень системного підходу аналіз характеристик тієї або іншої системи і розгляд механізму її функціонування не можливі без встановлення її місця і характеру взаємодії з системою більш високого рівня, що виступає для неї зовнішнім середовищем [45].

Нехай є деяка система, в якій виділена керована підсистема (об'єкт управління), управляюча підсистема і середовище. Управляюча підсистема може впливати на об'єкт управління за допомогою альтернативних управляючих дій (рис. 2.5).

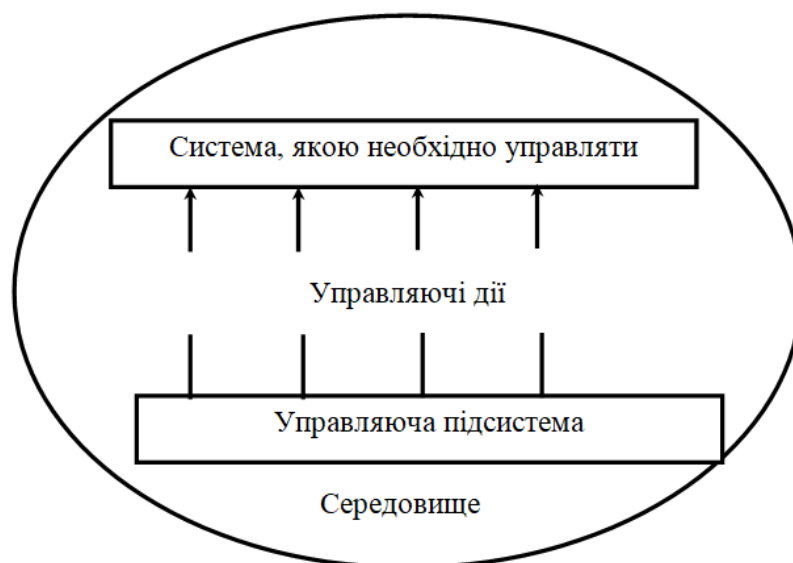


Рис. 2.5 Система управління

Стан об'єкту управління визначається двома чинниками: вибраною дією з боку управляючої підсистеми і станом управління середовища. Принциповою є наступна обставина: управляюча підсистема не може впливати на середовище і, більше того, вона, як правило, не має повної інформації про наявний стан середовища.

Управляюча підсистема є цілеспрямованою, причому мета управляючої підсистеми полягає в тому, щоб перевести об'єкт управління в найбільш прийнятний для себе стан (чи в деяку підмножину переважних станів). Для досягнення цієї мети управляюча підсистема може використовувати будь-кого що знаходяться в її розпорядженні управляючих дій.

Система і середовище, взаємодіючи один з одним, міняють свої якісні і кількісні характеристики, причому міра і характер змін багато в чому визначається співвідношенням параметрів системи і середовища. Чим вище параметри і потенціал системи, тим більший вплив вона чинить на середовище і тим активніше формує її відповідно до своїх інтересів.

Постійна взаємодія середовища і системи виражається у формуванні у рамках останньої певного набору характеристик системного профілю, що реагують на зміни в середовищі, і мають назву її внутрішніми змінними. Ці змінні знаходяться у взаємозв'язку і взаємообумовленості. Зміна однієї змінної веде до певних змін інших і не обов'язково в одному напрямі. Усунути можливі негативні наслідки такої різновекторності можна тільки на основі глибокої координації змін, що вносяться до внутрішніх ситуаційних чинників.

Вибір управляючою підсистемою конкретної управляючої дії (вибір допустимої альтернативи), називається ухваленням рішення. Ухвалення рішення є центральним моментом всякого управління.

При ухваленні рішення основним завданням являється знаходження оптимального рішення. На змістовному рівні оптимальне рішення може бути визначене як найкраще в наступному сенсі: воно найбільшою мірою відповідає меті управляючої підсистеми, у рамках наявної в ній інформації про стан середовища. Отже, ефективність функціонування економічної системи багато в чому

визначається повнотою обліку і адекватністю реакції на зміну зовнішніх ситуаційних змінних.

Залежно від інформації, яку має при ухваленні рішення управляюча підсистема відносно стану середовища, розрізняють декілька основних типів завдань ухвалення рішення:

- ухвалення рішення в умовах визначеності характеризується тим, що стан середовища є фіксованим (незмінним), причому управляюча підсистема "знає", в якому стані знаходиться середовище;
- ухвалення рішення в умовах ризику означає, що управляюча підсистема, має інформацію стохастичного характеру про поведінку середовища (наприклад, їй відомий розподіл вірогідності на множині станів середовища);
- ухвалення рішення відбувається в умовах невизначеності, якщо ніякої додаткової інформації (окрім знання самої множини можливих станів середовища) управляюча підсистема не має;
- ухвалення рішення в теоретико-ігрових умовах має місце тоді, коли середовище можна трактувати як одну або декілька цілеспрямованих управляючих підсистем.

Розглянемо економічні системи, ухвалення рішень в яких відбувається в умовах невизначеності. Невизначеність - це неусувна якість ринкового середовища, пов'язана з тим, що на ринкові умови робить свою одночасну дію незмірне число чинників різної природи і спрямованості, що не підлягають сукупній оцінці. Невизначеність дії зовнішнього середовища в майбутньому і відсутність інформації про стан спостережуваного об'єкту за тих або інших зовнішніх і внутрішніх умов робить завдання прогнозування частиною складного, не завжди алгоритмізованого процесу, в якому тісно переплітаються емпіричні і теоретичні дослідження.

Іншими словами, проблеми теоретичного плану при прогнозуванні станів складних систем полягає в тому, що система рано чи пізно входить в область параметрів, де не бувала раніше.

Ринкова економіка є еволюціонуючою структурою. Динамізм і невизначеність зовнішнього середовища постійно зростають, що виражається як в зростаючій

кількості змін, так і в зменшенні міри їх передбачуваності. Ця обставина не може не чинити впливу на стійкість функціонування економічної системи. Тому на зміну простим і статичним соціумам повинні прийти складні і динамічні [46, 49].

Сучасні економічні системи різного рівня в значній частині є відкритими нелінійними нерівноважними системами [50].

Перш ніж дати обґрунтування застосовності теорії економічної динаміки, пояснимо, як важлива для розуміння динамічної економіки економіка статична. Неспростовним аргументом тут служить та обставина, що найбільш важливі результати в економічному аналізі були отримані з рівноважних теорій. Проте оскільки насправді не існує такої економіки, яка могла б бути зафіксована в стані спокою, аналіз рівноваги має явно обмежену застосовність. Виникає питання, чи можливо, користуючись методами рівноважного аналізу, пролити якесь світло на проблеми еволюції. Проте, розвиток економічної теорії довів, що аналіз рівноваги є дуже корисним.

По-перше, децентралізована економіка, яка ще і ефективна, знаходиться часто в конкурентній рівновазі (яке є стаціонарним станом). Звичайно, це не означає, що всяка система досконалої конкуренції зобов'язана мати виражену тенденцію до рівноваги - простим прикладом є павутиноподібна динаміка конкурентної моделі ("теорема про павутину"). У сучасній літературі про ділові цикли і економічний хаос показано, що прагнення до рівноваги має місце лише в обмеженому ряду випадків.

Другим аргументом на користь вивчення рівноваги, який був висунений спочатку Маршалом, являється твердження про те, що в будь-якій реальній економіці, якщо вона не знаходиться в стані рівноваги, діють сили, які прагнуть повернути її до рівноваги. У загальному випадку цей аргумент неспроможний.

Вище були відмічені недоліки стандартних методологій при моделюванні економічних об'єктів і систем. Звичайно, досить просто перекласти відсутність інформації на теорію вірогідності і говорити про випадковість поведінки характеристик приросту, але відсутність інформації не є причиною випадковості

рішень, що приймаються, учасниками ринку, тому використання імовірнісних методологій дуже проблематично при моделюванні економіки.

Нестійкості нелінійних систем це джерело складності економічної динаміки. Ідея нелінійності включає багатоваріантність, альтернативність вибору шляхів еволюції і її безповоротність. Нелінійні системи випробовують вплив випадкових, малих дій, що породжуються нерівнованістю. Відкрита нелінійна система в ситуації критичної нерівнованості здатна породжувати "диво створення порядку з хаосу", міняти сам тип своєї поведінки. У ній можуть формуватися нові динамічні стани, які названі І. Пригожиным дисипативними структурами.

Приведемо модель, яка показує, як складні результати можуть породжуватися в простій нелінійній системі.

Нехай  $P_t$  - ціна акції у момент часу  $t$ . Якщо учасники ринку припускають постійну прибутковість фінансового інструменту, то зростання ціни визначатиметься наступним рекурсивним процесом

$$P_{t+1} = aP_t \quad (2.25)$$

де  $a$  - постійна приросту прибутковості інструменту.

У той час, коли ціна збільшується, продавці зменшують її на  $aP_t^2$  і означає

$$P_{t+1} = aP_t - aP_t^2 = aP_t(1 - P_t) \quad (2.27)$$

При низькому попиті ціни знижуються до нуля, і система помирає. При високому попиті ціни прагнуть до стійкого стану або до "справедливої величини".

Якщо швидкість росту  $a = 2$  і початкова ціна акції  $P_0 = 0,3$  то через певний момент часу ціна акції прагнучиме до 0,5 (рис. 2.6).

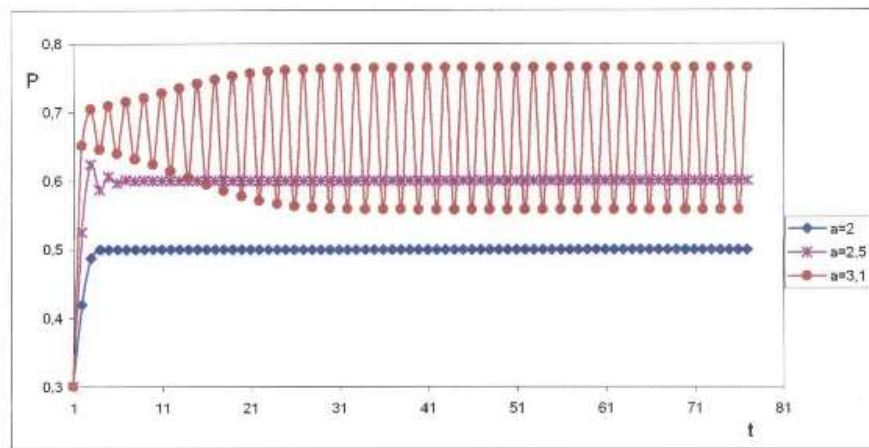


Рис. 2.6. Процес формування ціни при різних рівнях прибутковості  $a$

Якщо  $a=3,1$ , то несподівано утворюються дві можливі справедливі ціни. Чому це відбувається?

На критичному рівні покупці і продавці поступають на ринку не однаково. Відставання  $aP_t^2$  при цьому стає більше ніж зростання, обумовлене величиною  $a$ . Але якщо ціна досягла нижчого рівня, то в цьому випадку починає домінувати швидкість росту  $a$ , штовхаючи ціну назад до верхньої відмітки.

Таким чином, мають місце дві справедливі ціни: по одній продавці продають, по другій покупці купують.

Якщо швидкість росту  $a$  безперервно підвищувати, то можлива поява чотирьох, шістнадцяти, тридцяти двох справедливих цін. Оскільки система не може встановитися на якійсь справедливій ціні, вона флуктує випадковим чином, хаотично (рис. 2.7).

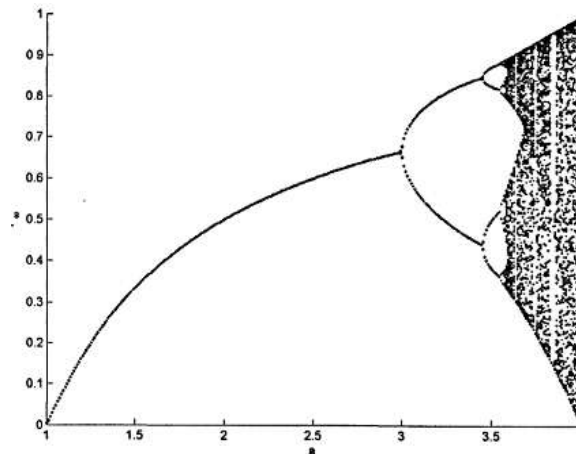


Рис. 2.7 Діаграма біфуркації

З наведеного вище прикладу не важко вивести декілька важливих властивостей нелінійних динамічних систем.

1. Це системи із зворотним зв'язком. Те, що відбувається сьогодні, залежить від того, що було учора -  $P_{t+1}$  є результат  $P_t$ .

2. Існують критичні рівні, де має місце більше ніж одне положення рівноваги.

3. Ця система є фракталом.

Тобто проявляється властивість самоподібної поведінки, і це є невід'ємною характеристикою нелінійних динамічних систем.

4. Має місце чутлива залежність від початкових умов (ЧЗПУ).

Виходячи з вище сказаного, ринки капіталу є нелінійними динамічними системами, і від них слід чекати наступного: довготривалих кореляцій і трендів;

- мінливості з критичними рівнями ринків за певних умов і в певний час;
- часові ряди прибутків при зменшуваних часових проміжках виглядатимуть однаково, і мати подібні статистичні характеристики (фрактальна структура);
- зменшення надійності передбачень у міру того, як ці передбачення прагнуть вперед (чутлива залежність від початкових умов).

Отже, істотну роль в розумінні безповоротних процесів грають час і хаотична динаміка. Безповоротність і еволюція виникають як наслідки складності колективної поведінки внутрішньо простих об'єктів. Новий шлях для розуміння безповоротних процесів відкриває концепція хаосу.

Тому при дослідженні динамічних систем використовуватимемо підхід, що базується на теорії детермінованого хаосу, який пропонує вичерпні пояснення іррегулярній поведінці і аномаліям в системах, які, не будучи за своєю природою стохастичними, поведуться так само.

Правила, які управляють складними адаптивними системами, докорінно відрізняються від тих, по яких функціонують рівноважні системи, і які є основою вищезгаданих традиційних класичних методів аналізу фінансових ринків. Теорія складних систем зі своїм багатим міждисциплінарним арсеналом методів та алгоритмів може стати адекватним інструментом для аналізу складних нерівноважних адаптивних динамічних процесів, що відбуваються на сучасному фінансовому ринку.

Теорія складності вивчає динамічні процеси в безповоротних багатокомпонентних адаптивних системах. Вона розглядає причини і механізми виникнення нових режимів і структур, вивчає характерні масштаби і швидкості перехідних і сталих процесів, передбачає імовірні зміни системи і вказує на те, як можна було б управляти несподіваними динамічними режимами, що виникають в складних системах.

У теорії складних систем досліджуються, головним чином, нелінійні системи із зворотним зв'язком, коли інформація з виходу системи подається на вхід і стає наступним набором вхідних даних. Безумовно, фінансові ринки не можна автоматично віднести до таких систем, проте ринки демонструють багато характерних властивостей нелінійних систем із зворотним зв'язком.

Теорія хаосу і фрактальна статистика дозволяють задати деякий каркас для оцінки моделей, дозволяючи побачити межі лінійного підходу. Ця теорія пропонує абсолютно нові концепції і алгоритми для аналізу часових рядів, які можуть привести до глибшого і повнішого розуміння фінансових процесів, що відображаються.



### **2.3. Прогнозування часових рядів з використанням теорії динамічних систем**

Звичайні часові ряди досліджуються за допомогою статистичних показників нормального і похідних від нормального розподілів. Існують також фрактальні розподіли, завдяки яким і виникають фрактальні часові ряди.

Як відомо, ринок нічого не робить до тих пір, поки тренд не стане явно сталим. Для підтвердження дійсності тренду потрібна певна кількість інформації, проте нерівномірність її засвоєння може стати причиною суміжних блукань (фрактальні часові ряди). Фрактальні часові ряди характеризуються як процеси з довготривалою пам'яттю. Вони мають цикли і тренди і є наслідком нелінійних динамічних систем або детермінованого хаосу. Останнім часом велика увага приділяється дослідженню і прогнозуванню фінансових часових рядів з використанням теорії динамічних систем. Це досить нова область, яка є популярним і активно таким, що розвивається розділом математичних методів економіки.

Вибір як об'єкт дослідження фінансових часових рядів обумовлений тим, що ми або не можемо визначити повний простір чинників, від яких залежить результат, або ці параметри визначаються не точно або є якісними. Тому в цій ситуації одним з виходів є нелінійне регресійне моделювання системи, саме динамічної.

Теорія хаосу пропонує абсолютно нові концепції і алгоритми для аналізу часових рядів, аналізу, який може привести до повнішого розуміння їх динаміки. Ця теорія є широким вибором потужних методів, включаючи відновлення атрактора в лаговому фазовому просторі, обчислення показників Ляпунова, узагальненої розмірності і ентропій, нелінійне пророцтво і редукцію шумів, а також статистичні тести на нелінійність.

Фрактальна природа часових рядів (і їх самоподібність) дозволяє зробити висновок про можливість навчання системи. Це означає, що система може на минулих даних навчатися, як поводитися в майбутньому. А це дає можливість застосовувати будь-які комп'ютерні технології і моделі, які здатні навчатися на основі експертних даних.

Головна ідея застосування методів хаотичної динаміки до аналізу часових рядів полягає в тому, що основна структура хаотичної системи, що містить в собі усю інформацію про систему, а саме атрактор динамічної системи, може бути відновлена через вимір тільки однієї змінної або її часового ряду.

Згідно з методом Грасбергера і Прокачіа процедура реконструкції фазового простору і відновлення хаотичного атрактора системи при динамічному аналізі часового ряду зводиться до побудови так званого лагового простору. Припустимо, що цей часовий ряд породжений деякою хаотичною динамічною системою. Припустимо, що  $m$  - найменша розмірність фазового простору, в який можна навантажити реальний атрактор динамічної системи. Тоді за допомогою часового ряду  $x_n$ ,  $n=1, \dots, N$ , "відновлений" атрактор формується з векторів  $y_n = (x_n, x_{n-1}, \dots, x_{n-(m-1)})$  в  $m$ -мірному просторі, який має назву лаговим простором часового ряду, що вивчається. Якщо часовий ряд дійсно є спостережуваною "проекцією" хаотичної динамічної системи, що стоїть за ним, то згідно з теоремою Такенса реальні атрактор динамічної системи і "атрактор", відновлений в лаговому просторі по часовому ряду, при адекватному підборі розмірності вкладення  $m$ , є топологічно еквівалентними і мають однакову узагальнену фрактальну розмірність, ляпуновськими показники і інші чисельні характеристики. Якщо ж аналізований часовий ряд є реалізацією системи без пам'яті, то відновлений "псевдоатрактор" є безструктурною хмарою точок, яка при послідовному нескінченному збільшенні розмірності вкладення лагового простору  $m$ , подібно до газу, заповнює увесь наданий йому об'єм.

Один з тестів, який вживається на практиці для з'ясування наявності хаотичної детермінованої в ряду фінансових даних, що вивчається, полягає у вивченні властивостей кореляційної суми  $C_m(R)$  і поведінки кореляційної розмірності  $D(m)$  залежно від розмірності вкладення  $m$ . Кореляційна сума  $C_m(R)$  - це вірогідність того, що пара точок на відновленому атракторі в  $m$ -мірному лаговому просторі знаходиться в межах відстані  $R$  один від одного.

Підрахуємо кількість пар точок таким чином. По-перше, відновлюємо фазовий простір, починаючи з найменшої розмірності вкладення  $m = 2$ .

Потім, починаючи з малої відстані  $R$ , підраховуємо для нього кореляційний інтеграл  $C_m(R)$  відповідно до наступного співвідношення:

$$C_m(R) = \left( \frac{1}{N^2} \right) \sum_{i,j=1, i \neq j}^N Z(R - |X_i - X_j|), \quad (2.28)$$

де  $Z(x) = 1$ , якщо  $R - |X_i - X_j| > 0$ , і дорівнює 0 в іншому випадку;  $N$  - кількість спостережень;  $R$  - відстань;  $C_m$  - кореляційний інтеграл для розмірності  $m$ .

$Z(x)$  - функція Хевісайда дорівнює 0, якщо відстань між двома точками  $X_i$  і  $X_j$  менше  $R$ , і 1, якщо це відстань більша.

Кореляційний інтеграл є вірогідність того, що дві точки, вибрані випадковим чином, віддалено одна від другої менше, ніж на відстань  $R$ . Якщо ми збільшуємо  $R$ , то  $C_m$  повинно збільшуватися із швидкістю  $R^D$ . Це дає наступне співвідношення:

$$C_m = R^D \quad (2.29)$$

$$\log(C_m) = D \cdot \log(R) + \text{const.} \quad (2.30)$$

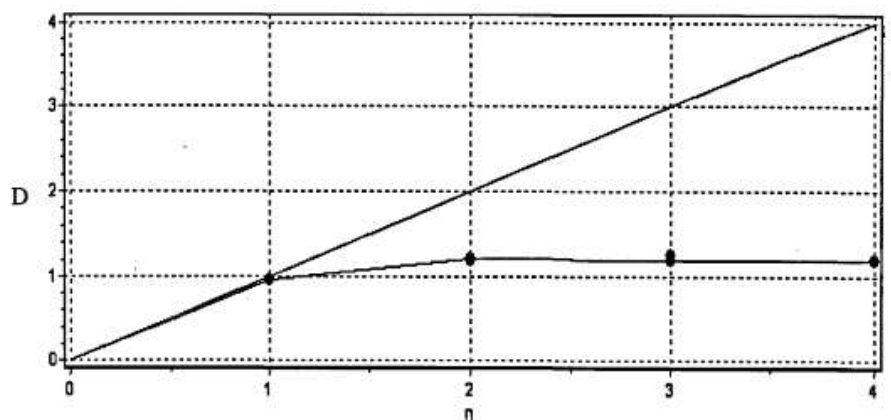
Для розмірності  $m$  ми можемо обчислювати  $C_m$  при збільшенні  $R$ . Находячи наклон прямої на графіці лінійної регресії подвійних логарифмічних координатах  $\log(C_m)$ ,  $\log(R)$ , ми можемо оцінити кореляційну розмірність для розмірності вкладення  $m$ .

Якщо графік функції  $\log C_m(R)$  відносно  $\log(R)$  має виразно виражену лінійну ділянку, це вказує на самоподібну геометрію атрактора, що, у свою чергу, говорить про хаотичну детерміновану фінансового інструменту.

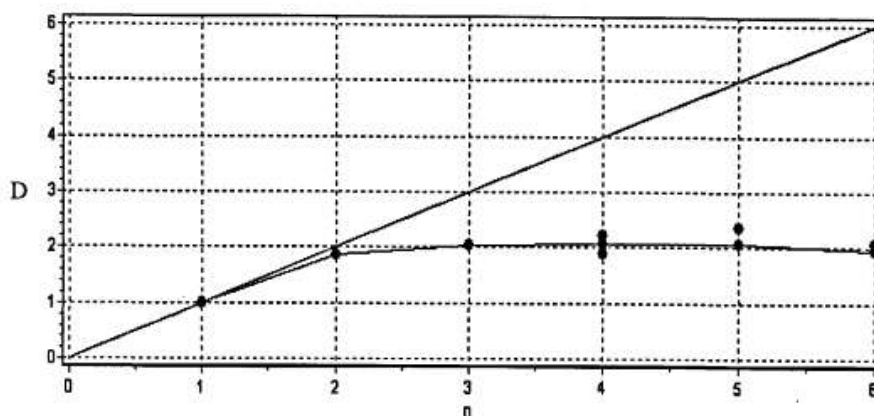
Кореляційна розмірність обчислюється як середній нахил вказаного вище графіка, а помилка обчислення береться як половина різниці максимального і мінімального нахилу. При збільшенні розмірності вкладення кореляційна розмірність збільшується.

Проте для хаотичних даних кореляційна розмірність буде, кінець кінцем, насичуватися при її істинному значенні (рис. 2.8 а, 2.8 б). Для випадкових даних

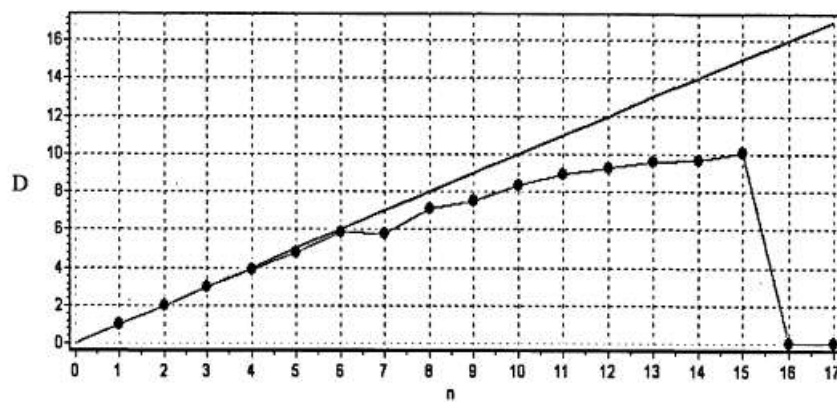
такого насичення не спостерігається, і кореляційна розмірність росте монотонно (рис. 2.8 в).



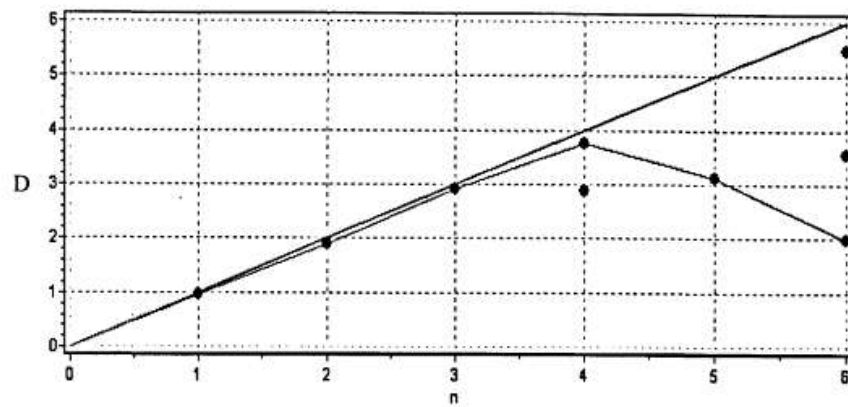
а) відображення Хенона. Кореляційна розмірність  $D=1,197$



б) відображення Лоренса. Кореляційна розмірність  $D=2,067$ .



в) броунівський шум. Кореляційна розмірність  $D=10,076$ .



г) аттрактор Хенона з додаванням шуму. Кореляційна розмірність  $D=3,764$ .

Рис. 2.8 Залежність кореляційної розмірності від розмірності вкладення, де  $n$  - максимальна розмірність фазового простору

Щоб пояснити таку поведінку кореляційної розмірності помітимо, що у рамках методу Грасбергера і Прокачі кореляційна розмірність для реальних хаотичних систем є хорошим наближенням для фрактальної розмірності дивного атрактора. Фрактал, вкладений в простір з вищою розмірністю, зберігає свою істинну розмірність із-за нелінійних кореляцій між точками. Тому для детермінованого хаотичного часового ряду кореляційна розмірність сходиться до її істинного значення. У той же самий час для випадкової послідовності, як вже відзначалося вище, точки відновленого "псевдоатрактора" утворюють безструктурну хмару в лаговому просторі незалежно від його розмірності.

Як правило, хаотичні детерміновані системи маломерні. Ефект додавання шуму призводить до збільшення кореляційної розмірності (рис. 2.8 г). Порівнюючи результати кореляційної розмірності для часового ряду, породженого хаотичним відображенням Хенона (рис. 2.8 а), і атрактора Хенона з додаванням шуму (рис. 2.8 г), спостерігаємо, що вона збільшилася від 1,197 приблизно до 4. Проте її насичення із збільшенням розмірності вкладення відбувається так само, як це має місце для істинно хаотичних даних. Звернемо увагу, що кореляційна розмірність більше п'яти має на увазі, по суті, випадкові дані. Таким чином, системи не здатні до навчання, ми можемо трактувати, як системи, що мають нескінченну фрактальну розмірність.

Проте потрібно помітити, що визначення фрактальної розмірності на сьогодні в науці не визначене. Є різні методології знаходження фрактальної розмірності, такі як кореляційний інтеграл, за допомогою показника Херста тощо.

Слід зазначити, що в наш час застосовується ще один тест для виявлення наявності хаотичної детермінованої в ряду фінансових даних, що вивчається як показник Херста. Цей показник дозволяє визначати міру залежності між майбутніми і минулими значеннями динамічної системи, показує міру самоподібності. Він є величиною, зворотною по відношенню до фрактальної розмірності, і стійкий для незалежних періодів часу. Показник Херста містить мінімальні припущення про систему, що вивчається, і може класифікувати часові ряди. Він припускає на ринку існування як довготривалих, так і короткочасних рівнів невизначеності і вимірює вплив інформації на часовий ряд даних.

Розглянемо знаходження показника Херста. Визначимо накопичене відхилення вартості акцій  $X_{t,N}$  за  $N$  періодів:

$$X_{t,N} = \sum_{u=1}^t (e_u - M_N) \quad (2.31)$$

де  $e_u$  - вартість акції на момент часу  $u$ ,  $M_N$  - середнє  $e_u$  за  $N$  періодів. Тоді розмах стає різницею між максимальним і мінімальним рівнями накопичувальних відхилень :

$$R = \text{Max}(X_{t,N}) - \text{Min}(X_{t,N}) \quad (2.32)$$

де  $R$  - розмах відхилення  $X$ ,  $\text{MAX}(X)$  - максимальне значення для  $X$ ,  $\text{Min}(X)$  - мінімальне значення для  $X$ .

Для порівняння різних типів часових рядів Херст розділив цей розмах на стандартне відхилення  $S$  початкових спостережень. Цей "нормований розмах" повинен збільшуватися з часом. Херст ввів наступне співвідношення:

$$R/S = (a \cdot N)^H \quad (2.33)$$

де  $R/S$  - нормований розмах,  $N$  - число спостережень,  $a$  - константа,  $H$  - показник Херста.

Для кількісного визначення показника Херста використовують формулу:

$$H = \frac{\log(R/S)}{\log\left(\frac{N}{2}\right)} \quad (2.34)$$

Якщо при цьому виявиться, що:  $H = 0,50$ , то часовий ряд відповідає випадковому блуканню і при цьому не відкидається гіпотеза існування ефективного ринку. Вчорашні події не чинять впливу сьогодні. Сьогоднішні - не впливають на майбутнє. Система втрачає пам'ять про будь-яку дію на неї. Події некорельовані. Старі новини вже освоєні і знецінені ринком. Таким чином, визначається цикл (у економіці - економічний цикл). Аналогічні результати про визначення циклу можна отримати за допомогою автокореляційної функції детренованого ряду.

В протилежність цьому,  $H$  більше  $0,5$  має на увазі, що сьогоднішні події значущо впливатимуть на завтрашніх. Це означає, що отримана інформація продовжує враховуватися ринком деякий час пізніше. Функція довготривалої пам'яті обумовлює інформаційний вплив протягом великих періодів часу. Цей вплив слабшає з часом, проте повільніше, ніж короточасні залежності. Довжина циклу, отже, є мірою того, як довго триває цей період впливу.  $H$  менше  $0,5$  означає, що часовий ряд являється антиперсистентним – зростання у минулому означає зменшення в майбутньому, а тенденція до зменшення у минулому робить вірогідним збільшення в майбутньому. І чим менше  $H$ , тим більше ця вірогідність. У таких процесах після зростання змінної зазвичай відбувається її зменшення, а після зменшення - зростання. Але таких процесів в реальності дуже мало.

## **Висновки до розділу 2**

У другому розділі розглянуто статистичні і структурні моделі прогнозування. А саме, статистичні моделі: регресійні; авторегресійні; моделі експоненціального згладжування. Структурні моделі – нейромережеві моделі; моделі на базі ланцюгів Маркова; моделі на базі класифікаційно-регресійних дерев. А також менш поширені моделі і методи прогнозування – метод опорних векторів; генетичний алгоритм; модель на основі передавальних функцій тощо. Здійснено порівняння моделей прогнозування – їх переваги та недоліки.



## **РОЗДІЛ 3. ІМІТАЦІЙНА МОДЕЛЬ ДИНАМІЧНОЇ СИСТЕМИ, НА ОСНОВІ НЕЧІТКИХ МНОЖИН ТА НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ**

### **3.1 Нечітка мережа як модель невизначеності**

При прийнятті управлінських рішень та прогнозуванні можливих результатів особа, яка приймає рішення (ОПР) зазвичай стикається зі складною системою взаємозалежних компонент (ресурси, бажані результати або цілі), яку потрібно проаналізувати. Класичний метод аналізу ієрархії (МАІ), запропонований Т.Л. Сааті, зводить дослідження складних систем до послідовності попарних порівнянь їх окремих складових. МАІ передбачає наступні етапи: побудова ієрархії, формування матриці попарних порівнянь (МПП), отримання вектора пріоритетів, оцінка ступеня узгодженості МПП, аналіз чутливості отриманого рішення.

Основна перевага класичного МАІ полягає в простоті реалізації. Також можна виділити те, що МАІ дає гарну відповідність інтуїтивним уявленням вирішення проблеми і успішно застосовується для вирішення багатьох практичних задач.

Недоліками методу є нездатність адекватно представляти неточність і невизначеність, пов'язані з висловленням суджень ОПР у вигляді дійсних чисел, відсутність обліку взаємного впливу об'єктів. В якості проблем, пов'язаних із застосуванням МАІ, також можна відзначити труднощі оцінки відношення складних елементів, запропоновану шкалу для оцінки елементів, різке збільшення кількості оцінок із збільшенням набору елементів, обмеження не більше 9 елементів, наближений перерахунок відносин значимості елементів.

Один з найбільш істотних недоліків класичного МАІ – можливість обробки лише точкових експертних оцінок, що в більшості випадків є неприйнятним при вирішенні практичних задач, які характеризуються наявністю концептуальної невизначеності та багатофакторних ризиків.

Неточність в оцінках експертів та пов'язані з нею ризики можна виразити наступним чином:

- за допомогою точкових оцінок та функції розподілу ймовірності;
- за допомогою інтервальних оцінок без розподілу ймовірностей. Ймовірнісне представлення точкових оцінок і функцій розподілу забезпечує створення декількох модифікацій МАІ, названих стохастичними МАІ. Другий спосіб представлення неточності оцінок ОНР призводить до необхідності застосування інтервальних та нечітких методів знаходження ваг, і, отже, до розробки модифікованих МАІ на основі нечітких експертних оцінок.

У дипломній роботі пропонується класифікація МАІ (класичного МАІ, модифікованого МАІ на основі нечітких експертних оцінок, метод аналізу мереж та інших модифікацій) за наступними критеріями:

- методи включення невизначеності (застосування ймовірнісних та інтервальних величин, а також нечітких оцінок суджень ОНР, методи експертних оцінок);
- методи обліку компетентності ОНР;
- методи попарного порівняння об'єктів (методи Сааті, модифікації методу Сааті, неповні попарні порівняння);
- методи отримання локального (глобального) вектора пріоритетів (метод головного власного вектора: обчислення з використанням теорії матриць, а також методами наближеної оцінки; логарифмічний метод найменших квадратів);
- наявність обліку взаємного впливу об'єктів у системі (побудова графа впливу об'єктів);
- наявність способу корекції експертних суджень (перегляд значень оцінок самою ОНР та ітеративні: класичний метод Сааті, методи на основі графу і триплетів);
- спосіб інтерпретації результатів та визначення залежності кінцевого рішення від вхідних даних (теорія корисності, аналіз чутливості, нечітка та статистична інтерпретація).

Розглянемо наступні модифікації класичного МАІ (модифікований МАІ на основі нечітких експертних оцінок, мультиплікативний МАІ, метод аналізу мереж, нечіткий метод аналізу мереж).

## 3.2 Розробка нейромережної імітаційної моделі

### 3.2.1. Модифікований МАІ на основі нечітких експертних оцінок

Модифікований МАІ на основі нечітких експертних оцінок уявляє собою синтез класичного МАІ і методів нечітких множин. Суб'єктивні і якісні знання ОПР можна формалізувати при залученні апарату теорії нечітких множин. Тому пропонується представляти судження ОПР у вигляді нечітких трикутних або трапецієподібних чисел, оскільки існує велика кількість методів порівняння та ранжування нечітких чисел.

Модифікований МАІ на основі нечітких експертних оцінок відрізняється від класичного МАІ способом формування нечітких матриць попарних порівнянь (МПП) і методом отримання вектора пріоритетів.

Нехай ОПР оцінює значення одного елемента ієрархії по відношенню до іншого трикутним  $\tilde{a}_{ij} = (a_{ij}^1, a_{ij}^2, a_{ij}^3)$  або трапецієподібним нечітким числом  $\tilde{a}_{ij} = (a_{ij}^1, a_{ij}^2, a_{ij}^3, a_{ij}^4)$ . Відзначимо, що  $a_{ij}^1 < a_{ij}^2 < a_{ij}^3$  та  $a_{ij}^1 < a_{ij}^2 < a_{ij}^3 < a_{ij}^4$ . Тоді, нечітка МПП (1.1) виглядає наступним чином:

$$\tilde{A} = \begin{pmatrix} 1 & \tilde{a}_{12} & \dots & \tilde{a}_{1n} \\ \tilde{a}_{21} & 1 & \dots & \tilde{a}_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \tilde{a}_{n1} & \tilde{a}_{n2} & \dots & 1 \end{pmatrix}, \quad (3.1)$$

де  $\tilde{a}_{ji} = 1/\tilde{a}_{ij} = (1/a_{ij}^3, 1/a_{ij}^2, 1/a_{ij}^1)$  для трикутного нечіткого числа та  $\tilde{a}_{ji} = 1/\tilde{a}_{ij} = (1/a_{ij}^4, 1/a_{ij}^3, 1/a_{ij}^2, 1/a_{ij}^1)$  у випадку трапецієподібного нечіткого числа.

Отже, нечітку МПП  $\tilde{A} = \{\tilde{a}_{ij}\}$  можна заповнити  $n(n-1)/2$  кількістю нечітких чисел у верхньому трикутнику матриці. Тоді, задача отримання вектора пріоритетів з нечіткої МПП (1.2) полягає в наступному:

$$W = FPO(\tilde{A}), \quad (3.2)$$

де  $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$  – вектор ваг, який відображає уподобання ОНР, записані в нечіткій МПП  $\tilde{A}$ , основна властивість якого  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ ;

*FPO* – метод отримання ваг з нечіткої МПП;

$\xi(\tilde{A})$  – величина, що визначає ступінь узгодженості нечітких МПП (узгодженості експертних суджень, представлених у вигляді нечітких оцінок).

Відзначимо, що необхідно знайти такі значення ваг, які задовольняють наступні умови  $\tilde{a}_{ij} \approx w_i / w_j$ .

### 3.2.1.1. Методи отримання вектора пріоритетів із нечітких МПП

Методи отримання ваг або вектора пріоритетів із нечітких МПП можна класифікувати за наступними критеріями:

- методи які дозволяють отримувати ваги як з узгоджених, так і неузгоджених нечітких МПП, а також методи, які працюють лише з узгодженими нечіткими МПП або не гарантують отримання рішення у разі неузгоджених нечітких МПП;
- методи, результатом яких є точкові ваги та методи, результатом яких служать інтервальні ваги.

Розглянемо методи, що дозволяють отримувати нечіткі ваги з узгоджених і неузгоджених нечітких МПП, результатом яких є точкові ваги.

Метод, запропонований в роботі Чанга, дозволяє отримувати ваги з нечіткою МПП (представленої трикутними нечіткими числами) і полягає в наступному:

Крок 1. Підсумовуємо кожний рядок нечіткої МПП, використовуючи операцію складання нечітких чисел (3.3)

$$S_i^r = \sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} = \left( \sum_{j=1}^n a_{ij}^1, \sum_{j=1}^n a_{ij}^2, \sum_{j=1}^n a_{ij}^3 \right), \quad i = 1, \dots, n. \quad (3.3)$$

Крок 2. Нормалізуємо значення  $S_i^r$  (1.4)

$$S_i = \frac{S_i^r}{\sum_{j=1}^n S_j^r} = \left( \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}^1}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^3}, \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^2}, \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}^3}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^1} \right) \quad (3.4)$$

Крок 3. Виконуємо порівняння отриманих нечітких трикутних чисел за наступним правилом.

Нехай дано два нечітких трикутних числа  $\tilde{a}_i = (a_i^1, a_i^2, a_i^3)$  та  $\tilde{a}_j = (a_j^1, a_j^2, a_j^3)$ . Ступінь виконання уподобання  $\nu(\tilde{a}_i \geq \tilde{a}_j)$  будемо характеризувати ординатою точки перетину графіків функції приналежності  $\mu_{\tilde{a}_i}(x)$  і  $\mu_{\tilde{a}_j}(x)$  (рисунок 3.1). Якщо для функцій  $\mu_{\tilde{a}_i}(x)$  та  $\mu_{\tilde{a}_j}(x)$  виконується умова  $\tilde{a}_i^3 \leq \tilde{a}_j^1$ , то ступінь виконання уподобання нечіткого трикутного числа  $\tilde{a}_i$  нечіткому числу  $\tilde{a}_j$  дорівнює нулю. Якщо  $\tilde{a}_i^2 \geq \tilde{a}_j^2$ , то будемо вважати, що  $\tilde{a}_i$  переважає над  $\tilde{a}_j$  зі ступенем виконання уподобання рівним одиниці. В іншому випадку, якщо  $\tilde{a}_i^3 > \tilde{a}_j^1$  та  $\tilde{a}_i^2 < \tilde{a}_j^2$ , знайдемо ординату точки перетину графіків функцій  $\mu_{\tilde{a}_i}(x)$  та  $\mu_{\tilde{a}_j}(x)$ , що дорівнює

$$d = \frac{\tilde{a}_i^3 - \tilde{a}_j^1}{(\tilde{a}_i^3 - \tilde{a}_i^2) + (\tilde{a}_j^2 - \tilde{a}_j^1)}.$$

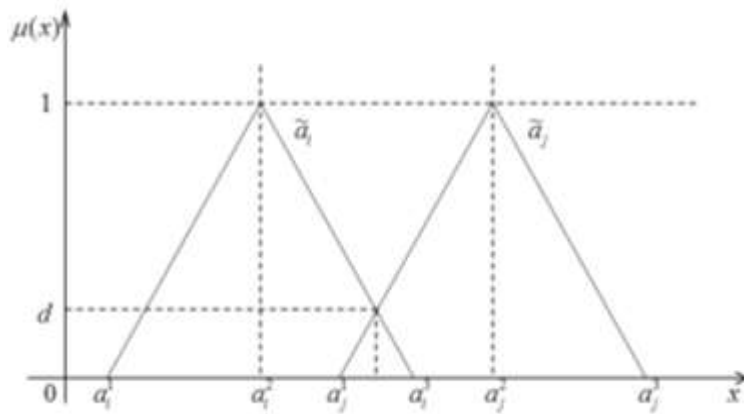


Рис. 3.1 – Графіки функції приналежності  $\mu_{\tilde{a}_i}(x)$  та  $\mu_{\tilde{a}_j}(x)$

Таким чином (3.5)

$$v(\tilde{a}_i \geq \tilde{a}_j) = \begin{cases} 0, & \tilde{a}_i^3 \leq \tilde{a}_j^1, \\ \frac{\tilde{a}_i^3 - \tilde{a}_j^1}{(\tilde{a}_i^3 - \tilde{a}_i^2) + (\tilde{a}_j^2 - \tilde{a}_j^1)}, & (\tilde{a}_i^3 > \tilde{a}_j^1) \wedge (\tilde{a}_i^2 < \tilde{a}_j^2), \\ 1, & \tilde{a}_i^2 \geq \tilde{a}_j^2. \end{cases} \quad (3.5)$$

Крок 4. Обчислюємо ступінь виконання уподобання  $v$  отриманих нечітких чисел  $S_i$  (3.6)-(3.7):

$$v(S \geq S_1, S_2, \dots, S_k) = v[(S \geq S_1) \wedge (S \geq S_2) \wedge \dots \wedge (S \geq S_k)] = \min v(S \geq S_i), i = 1, \dots, k \quad (3.6)$$

$$p_i = \min v(S_i \geq S_k), \text{ для } k = 1, \dots, n; k \neq i \quad (3.7)$$

Ступінь виконання уподобання нечіткого числа  $S_i$  буде дорівнювати мінімальному значенню серед отриманих значень  $v(S \geq S_i)$ . Іншими словами, виконується порівняння одного трикутного нечіткого числа з іншими нечіткими числами, обчислюється значення ступеня виконання переваги  $v$  для кожного порівняння, а потім серед отриманих значень вибирається мінімальне.

Крок 5. Визначаємо вектор пріоритетів нечіткої МПП (3.8)

$$W = \frac{p_i}{\sum_{i=1}^n p_i}, \quad i = 1, \dots, n \quad (3.8)$$

Результатом методу Чанга є вектор пріоритетів, що має точкову величину. До суттєвих недоліків методу можна віднести те, що компоненти вектора пріоритетів можуть мати нульові значення, які є результатом нескінченного значення відносної важливості. Відзначимо також, що цей підхід не дозволяє оцінювати неузгодженість нечітких МПП.

Наступний підхід отримання вектора пріоритетів полягає в тому, що елементи нечіткої МПП необхідно дефаззифікувати. Обчислення вектора пріоритетів здійснюється на підставі головного власного вектора дефаззифікованої МПП, використовуючи наближені методи отримання вектора пріоритетів. Дефаззифікацію елементів МПП можна здійснювати такими способами:

- заміна нечіткого числа  $\tilde{a}_{ij}$  чітким уявленням  $a_{ij}$ , використовуючи метод центру ваги та припущення про рівномірний або пропорційний розподіл нечітких чисел;

–обчислення відстані Хеммінга (або Евкліда) між нечіткими числами, яке використовуємо як чітке інтервальне уявлення нечіткого числа  $\tilde{a}_{ij}$ .

Недоліками цього підходу є трудомісткі обчислення відстаней між нечіткими числами, а також вивід результатів за методом центру ваги. Відзначимо також, що даний підхід не дозволяє оцінювати неузгодженість нечітких МПП.

Розглянемо методи, що дозволяють отримувати ваги з нечітких МПП, результатом яких є інтервальні нечіткі ваги.

Можна виділити наступні методи отримання нечітких ваг на основі нечіткого методу найменших квадратів: традиційний, логарифмічний та модифікований логарифмічний способи. Рішення вищенаведених методів зводиться до постановки задач лінійного програмування, результатом яких є вектор інтервальних нечітких ваг. Дані методи мають наступні недоліки: можна отримати багато рішень та відсутня явна оцінка неузгодженості нечітких МПП. Для усунення перерахованих вище недоліків методів отримання нечітких ваг були запропоновані два підходи: метод нечіткого програмування уподобань (МНПУ) і модифікований МНПУ.

МНПУ використовує спосіб дефазифікації нечітких чисел відомий як  $\alpha$ -зріз, який дозволяє перейти від нечітких суджень до інтервальної апроксимації відповідних рівнів  $\alpha$ -зрізів, а потім до знаходження множини інтервальних ваг рівнів  $\alpha$ -зрізів. Метод не передбачає способів оцінки узгодженості нечітких МПП. Відзначимо, що використання рівнів  $\alpha$ -зрізів вимагає деякої більшої кількості обчислень.

Модифікований МНПУ формулюється як задача нелінійного програмування, оптимальне рішення якої  $i$  є вектор пріоритетів. У даному методі запропонована оцінка ступеня достовірності  $\lambda^*$  (оптимальне значення цільової функції), яка є показником узгодженості нечітких МПП. Слід зазначити, що  $\lambda^*$  може бути як додатною, так і від'ємною величиною, а також не має умов обмежень, що не дозволяє використовувати її як оцінку узгодженості нечітких МПП.

Поліпшенням методу отримання вектора пріоритетів на основі модифікованого МНПУ, є метод отримання нечітких ваг з нечіткою МПП, що базується на інтервальній апроксимації нечіткої МПП, – зводиться в загальному випадку до

розв'язання задач нелінійного програмування. Метод знаходження ваг моделює слабе збереження рангів (перевага за елементами) і сильне (перевага за рядками). В якості оцінки узгодженості нечітких МПП запропоновано використовувати оптимальне значення цільової функції знаходження найменших значень відхилень  $\delta^*$ , які мають відповідні умови обмежень, пов'язані з постановкою задачі отримання ваг з нечітких МПП. Слід відзначити, що недоліками даного методу є вирішення однієї або декількох задач нелінійного програмування традиційними способами.

Перераховані вище методи в основному призначені для виведення пріоритетів з нечітких МПП, в яких результати порівнянь представляються у вигляді нечітких трикутних чисел.

### 3.2.1.2. Метод отримання векторів пріоритетів на основі генетичного алгоритму

Пропонується метод отримання вектора пріоритетів на основі генетичного алгоритму, який усуває вищезазначені недоліки методів одержання ваг із нечітких МПП. Введемо функцію  $F(W)$  (3.9)-(3.10) для подання відповідного рішення  $W$ :

$$F(W) = \min \mu_{ij} \left( \frac{w_i}{w_j} \right), \quad (3.9)$$

де

$$\mu_{ij} \left( \frac{w_i}{w_j} \right) = \begin{cases} \frac{w_i / w_j - a_{ij}^1}{a_{ij}^2 - a_{ij}^1}, & \text{якщо } (w_i / w_j) \leq a_{ij}^2, \\ 1, & \text{якщо } a_{ij}^2 < (w_i / w_j) < a_{ij}^3, \\ \frac{a_{ij}^4 - w_i / w_j}{a_{ij}^4 - a_{ij}^3}, & \text{якщо } (w_i / w_j) \geq a_{ij}^3, \end{cases} \quad (3.10)$$

Частковим випадком трапецієподібних чисел, є трикутні числа у випадку  $a_{ij}^2 = a_{ij}^3$ , тоді вираз (3.10) приймає наступний вигляд (3.11)



$$\mu_{ij}\left(\frac{w_i}{w_j}\right) = \begin{cases} \frac{w_i / w_j - a_{ij}^1}{a_{ij}^2 - a_{ij}^1}, & \text{якщо } (w_i / w_j) \leq a_{ij}^2, \\ \frac{a_{ij}^3 - w_i / w_j}{a_{ij}^3 - a_{ij}^2}, & \text{якщо } (w_i / w_j) > a_{ij}^2. \end{cases} \quad (3.11)$$

Отже, завдання отримання вектора пріоритетів з нечітких МПП формулюється у вигляді наступної задачі оптимізації: необхідно знайти максимум нелінійної функції  $F(W)$  за умови  $\sum_{i=1}^n w_i = 1$ , де  $F(W)$  визначається виразами (3.9)-(3.11). Для вирішення задачі оптимізації прийнятним є метод еволюційного пошуку – генетичний алгоритм (ГА).

При використанні ГА для отримання ваг з нечітких МПП необхідно визначити спосіб представлення вектора пріоритетів  $W$  у хромосомі та функцію відповідності (fitness function) для оцінювання хромосом. Одним з простих і ефективних методів кодування інформації є пряме кодування. Хромосома при прямому кодуванні представляється бітовим рядком (рисунок 3.2). При цьому для забезпечення необхідної точності (три знаки після коми), довжина хромосоми дорівнює  $8n$  (кількість генів у хромосомі).

Ініціалізація (початкове заповнення) хромосоми відбувається таким чином:

Крок 1. Побудувати хромосому довжиною  $8n$  і заповнити її випадковими двійковими числами.

Крок 2. Перетворити двійкові числа в десяткові (8 біт відводиться на значення компоненти вектора пріоритетів).

Крок 3. Нормалізувати отримані числа, які являють собою одне з можливих рішень  $W$ .

0	1	0	1	0	0	0	1	1	1	0	1	0	1	0	1
$w_1$								$w_i$							

Рис. 3.2. Спосіб представлення вектора пріоритетів у хромосомі

Хромосома оцінюється з використанням певної міри відповідності, яку називають функцією відповідності. Для нашої задачі функція оцінювання хромосом  $F(W_k)$  обчислюється за виразами (3.9) - (3.11). Найгіршою хромосомою вважається хромосома, у якої найменше значення функції відповідності  $F(W_k)$ . Найкращою хромосомою вважається хромосома, у якої найбільше значення функції відповідності  $F(W_k)$ .

Метод отримання векторів пріоритетів з нечітких МПП на основі генетичного алгоритму виглядає наступним чином:

Крок 1. Задати:  $N$  – кількість хромосом в популяції;  $R$  – кількість ітерацій; значення ймовірностей схрещування  $pc$  і мутації  $pm$ .

Крок 2. Встановити лічильник ітерацій:  $r = 1$ .

Крок 3. Ініціалізувати початкову популяцію хромосом  $W_k$ ,  $k = 1, \dots, N$ .

Крок 4. Обчислити значення функції відповідності  $F(W_k)$  для кожної хромосоми  $W_k$ .

Крок 5. Вибрати дві найкращі хромосоми в популяції.

Крок 6. Згенерувати випадкове число  $r_1$  з інтервалу  $[0,1]$ . Якщо  $r_1 \leq pc$ , тоді виконати кроки 7 і 8, інакше перейти до кроку 9.

Крок 7. Застосувати оператор схрещування для двох обраних хромосом на кроці 5. Пропонується використовувати оператор рівномірного схрещування, оскільки він найбільш підходить для вирішення цієї задачі. Сформувати дві нових хромосоми – нове покоління.

Крок 8. Згенерувати випадкове число з інтервалу  $[0,1]$ . Якщо  $r_2 \leq pm$ , тоді застосовують оператор простої мутації для першого гену в одному з батьків, інакше беруть наступний ген. Виконати цей крок для всіх генів двох дочірніх хромосом. Здійснити перекодування хромосом та обчислити значення функції відповідності  $F(W_k)$ . Перейти до кроку 10.

Крок 9. Замінити дві найгірші хромосоми двома обраними хромосомами на кроці 5.

Крок 10. Отримана нова популяція хромосом. Перейти до кроку 5 для подальшого відбору.

Крок 11. Якщо  $r = R$ , перехід до кроку 13.

Крок 12. Встановити  $r = r + 1$ .

Крок 13. Оцінити хромосоми, обрати найкращу хромосому. Вектор пріоритетів, що відповідає даній хромосомі, приймається як рішення.

Крок 14. Зупинка.

У запропонованому методі оцінка індексу узгодженості нечітких МПП виконується наступним чином:

$$CI^* = 1 - F^*(W_k), \quad (3.12)$$

де  $F^*(W_k)$  – значення функції відповідності, отримане на кроці 13.

Відношення узгодженості  $CR$  нечітких МПП обчислюється за наступною формулою:

$$CR = \frac{CI^*}{M(CI^*)}, \quad (3.13)$$

де  $M(CI)$  – математичне очікування  $CI^*$  випадковим чином складеної МПП за фундаментальною шкалою, значення якого наведено в роботі.

Розглянемо нечітку матрицю попарних порівнянь  $\tilde{A}$  (1.14).

$$\tilde{A} = \begin{pmatrix} (1,1,1) & (2,3,4) & (1,2,3) \\ (1/4; 1/3; 1/2) & (1,1,1) & (1/3, 1/2, 1) \\ (1/3; 1/2; 1) & (1,2,3) & (1,1,1) \end{pmatrix} \quad (3.14)$$

Знайдемо вектори пріоритетів і величину відношення узгодженості наступних матриць, використовуючи методи: метод Чанга, модифікований МНПУ, поліпшення модифікованого МНПУ і запропонований та занесемо результати в таблицю 3.1. Порівняємо отримані результати з результатами, що були опубліковані раніше.

Таким чином, для розглянутої нечіткої МПП результати, отримані за допомогою запропонованого методу, узгоджуються з результатами, що надаються в літературі.

Таблиця 3.1

Величини ваг, отриманих різними методами

Об'єкт	Вектор пріоритетів			
	Метод Чанга	Модифікований МНПУ	Поліпшення модифікованого МНПУ	Запропонований метод
$w_1$	0,565	0,538	[0,453;0,578]	0,537
$w_2$	0,079	0,170	[0,156;0,184]	0,165
$w_3$	0,356	0,292	[0,257;0,325]	0,298
$\xi(\tilde{A})$	—	$\lambda = 0,838$	$\delta^* = 0,06$	$F^*(W_k) = 0,840$
$CI$	—	—	—	0,16
$CR$	—	—	0,06	0,061

### 3.2.1.3. Мультиплікативний метод аналізу ієрархій

Мультиплікативний МАІ уявляє собою синтез класичного МАІ та зваженої моделі суми (weight product model) і відрізняється від класичного способом визначення найкращої альтернативи. Для порівняння двох альтернатив використовується наступна формула (3.15):

$$R\left(\frac{X_k}{X_l}\right) = \prod_{j=1}^n \left( \frac{a_{kj}}{a_{lj}} \right)^{w_j}, \quad (3.15)$$

Формулу (3.15) можна перетворити в наступний вираз (3.16):

$$P_i = \prod_{j=1}^n (a_{ij})^{w_j} \quad (3.16)$$

Якщо отримане відношення  $R\left(\frac{X_k}{X_l}\right)$  більше або дорівнює одиниці, то робиться висновок про те, що альтернатива  $X_k$  краще ніж альтернатива  $X_l$ . Найкращою альтернативою вважається та, яка краще за всіх інших альтернатив. Особливістю

мультиплікативного МАІ є те, що при його використанні зберігається властивість транзитивності альтернатив, яка в класичному МАІ не завжди дотримується.

#### **3.2.1.4. Метод аналізу мереж**

Розвитком класичного МАІ є метод аналізу мереж (МAM). МAM заснований на побудові якісної моделі, що описує вплив зовнішніх факторів на систему, що розглядається, і взаємний вплив основних елементів системи один на одного (щодо обраної мети). Подібна модель будується на основі знань експертів і уявляє собою лінгвістичний опис основних компонентів, елементів, факторів, а також опис змісту і напрямків потоків впливу у досліджуваній системі. Вплив факторів на елементи системи (або вплив елементів один на одного) може мати неоднозначну семантику, тому на початковому етапі дослідження повинна бути чітко сформульована головна мета, в термінах якої будуть визначатися основні категорії задачі: критерії, компоненти, елементи, судження.

Основні етапи МAM наступні: побудова мережевої моделі (у вигляді графа впливу факторів, що визначають стан системи або об'єкта); формування МПП для кластерів та їх елементів; обчислення граничних пріоритетів факторів (формування зваженої суперматриці та обчислення її межі); інтерпретація результатів і аналіз стійкості рішення.

У той же час, при застосуванні МAM можна виділити наступні проблеми: необхідність заповнення великої кількості МПП; можливість пропустити значимі зв'язки при побудові мереж, а також треба враховувати, що деякі, на перший погляд, не важливі зв'язки за рахунок зворотних зв'язків посилюються; аналіз перерахованих проблем виявляє високу ймовірність помилок при ручному формуванні мереж, ієрархій та при заповненні МПП.

### 3.2.1.5. Модифікований МАМ на основі нечітких експертних оцінок

Модифікований МАМ на основі нечітких експертних оцінок уявляє собою синтез алгоритмів МАМ і методів теорії нечітких множин. Нечіткий МАМ відрізняється від МАМ етапами формування нечітких МПП для кластерів та їх елементів (матриці ваг кластерів і суперматриці) та обчислення граничних пріоритетів факторів (формування зваженої суперматриці та обчислення її межі). Наведемо етапи нечіткого МАМ.

Етап 1. Формування нечітких МПП для кластерів та їх елементів. У нечіткому МАМ інтенсивність впливу оцінюється експертом методом попарних порівнянь з використанням шкали відносин (таблиця 3.2).

Таблиця 3.2

Шкала відносин у вигляді трикутних нечітких чисел

Значення трикутною нечіткого числа	Визначення	Пояснення
(1, 1, 1)	однакова значимість	альтернативи мають однаковий ранг за даними критеріями
(2/3, 1, 3/2)	слабка значимість	існують міркування на користь переваги однієї з альтернатив, однак ці міркування недостатньо переконливі
(3/2, 2, 5/2)	істотна або сильна значимість	є надійні дані або логічні судження для того, щоб показати переважність однієї з альтернатив
(5/2, 3, 7/2)	очевидна або дуже сильна	існує переконливий доказ на користь однієї альтернативи перед іншою
(7/2, 4, 9/2)	абсолютна значимість	свідчення на користь переваги однієї альтернативи другий, у вищій мірі переконливі

У методі парних порівнянь ОПР оцінює відносне перевагу одного об'єкта над іншим, вибираючи відповідне нечітке число зі шкали. Судження експерта про порівняння однорідних об'єктів за критеріями заносяться в нечіткі МПП.

Етап 2. Обчислення граничних пріоритетів факторів. Для кожної нечіткої МПП обчислюється вектор пріоритетів. Далі формується матриця вагових коефіцієнтів кластерів, що складається з обчислених векторів пріоритетів нечіткої МПП кластерів. Для отримання вектора пріоритетів нечіткої МПП кластерів необхідно дефаззифікувати. Дефаззифікацію елементів МПП виконаємо одним із способів, розглянутих раніш. Наступним етапом рішення задачі є формування МПП для елементів кластерів та обчислення їх пріоритетів. Вектори пріоритетів, обчислених з цих матриць, записуються в суперматрицю. Подальші етапи аналогічні МАМ.

### **3.2.1.6. Методи поліпшення узгодженості матриць парних порівнянь**

Порівняння елементів ієрархії в класичному МАІ здійснюється методом попарних порівнянь: експерти порівнюють альтернативи між собою і дають оцінки уподобання порівнюваних варіантів вибору, які виражають в так званих фундаментальній шкалі відносин. Результат записується у вигляді МПП. На основі отриманих МПП формують вектор пріоритетів. Далі виконують оцінку ступеня узгодженості МПП, яка визначається таким показником, як відношення узгодженості, яке порівнюють з заданим ОНР порогом. Якщо результат порівняння перевищує дане число (поріг), то це свідчить про суттєве порушення логічності суджень, допущене експертом при заповненні матриці, тому досліднику пропонується переглянути дані, використані для побудови матриці, щоб поліпшити узгодженість.

Існують наступні способи поліпшення узгодженості МПП: одноосібний перегляд значень оцінок самим ОНР і ітеративний (класичний метод Сааті, метод на основі графа).

У роботі Т.Л. Сааті пропонується два способи поліпшення узгодженості МПП: одноосібний перегляд (корекція) значень оцінок самим експертом і власне метод Сааті, згодом названий в літературі класичним. Можна виділити такі недоліки

першого способу: рутинність перегляду (корекції) матриць великої розмірності та наявність людського фактора. Перевага даного способу полягає в максимальній правдивості результату і відповідність реальним даним на основі інтуїтивного припущення.

Наведемо алгоритм класичного методу Сааті.

Крок 1. Обчислити суми квадратів різностей оцінок суджень, запропонованих експертом, і відповідно до отриманих компонент вектора пріоритетів (3.17):

$$S_i = \sum_{j=1}^n \left( a_{ij} - \frac{w_i}{w_j} \right) \quad (3.17)$$

Крок 2. У рядку, де значення модуля  $S_i$  максимально, замінити експертні оцінки відношеннями компонент вектора пріоритетів матриці (3.18):

$$a_{ij}^* = \frac{w_i}{w_j} \quad (3.18)$$

Крок 3. Для отриманої матриці  $A^*$  з новими елементами в  $i$ -му рядку та  $j$ -му стовпці обчислити вектор пріоритетів  $W = \sum_{j=1}^n a_{ij}^* / \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_{ij}^*$ ,  $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)^T$ ; найбільше власне значення  $\lambda_{\max}$ ; індекс узгодженості; відношення узгодженості.

Крок 4. Якщо відношення узгодженості  $CR > 0,10$ , перейти до кроку 1, інакше – до кроку 5.

Крок 5. Кінець.

В роботі [19] розглянуто алгоритм методу на основі графа, який полягає в наступному: вводиться допустима межа значення показника відношення узгодженості  $CR$  (стандартне значення 0,1). При перевищенні цієї межі МПП декомпонується на матриці меншої розмірності, для яких визначається значення  $CR$ . Декомпозиція здійснюється шляхом викреслювання стовпця і рядка однакового індексу матриці більш високого рівня, для якої  $CR$  перевищує задану межу. Побудована таким чином ієрархія матриць дозволяє побудувати відповідний граф матриць відносин уподобання, де кожна вершина підграфу асоціюється з матрицею і характеризується відношенням узгодженості суб'єктивних оцінок, розташованих в цій матриці. Метод на основі графа має ряд недоліків:



- при великій розмірності вихідної МПП та значному перевищенню  $CR$  необхідного рівня, граф, що відображає ієрархію вкладених матриць, стає громіздким;
- при визначенні нового значення оцінки області, яка має максимальне значення  $CR$ , можна використовувати значення суміжних елементів тільки однієї матриці без урахування значень суміжних елементів інших матриць, що містять цю область;
- метод дозволяє коригувати суб'єктивні оцінки, неузгодженість яких не перевищує 40%, що є суттєвим обмеженням.

Таким чином, існуючі методи покращення узгодженості не задовольняють у повній мірі потребам ОНР. В результаті виникає необхідність у використанні нового методу, позбавленого наведених недоліків і обмежень. У даній роботі в якості такого методу пропонується метод на основі триплетів.

Алгоритм методу на основі триплетів виглядає наступним чином.

Крок 1. Розрахувати всі триплети  $\Gamma$  МПП. Число всіх триплетів матриці розмірності  $n \times n$  дорівнює (3.19)

$$n_t = \begin{cases} 0, & n < 3 \\ \frac{n!}{(n-3)!3!}, & n \geq 3 \end{cases} \quad (3.19)$$

Крок 2. Порівняти мінімальне значення, відповідне триплету  $\Gamma_{ijk}$  (1.20) з критичним значенням, узятим із таблиці 3.3. У випадку, якщо мінімальне значення більше критичного перейти до кроку 9.

$$CI = \begin{cases} 0, & n < 3 \\ \det(A_{ij}), & n = 3 \\ \frac{1}{n_t} \cdot \sum_{i=1}^{n_t} CI(\Gamma_i), & n > 3 \end{cases} \quad (3.20)$$

Крок 3. Нормувати  $\Gamma_{ijk}$  (1.21):

$$a'_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{k=1}^n a_{ik}} \quad (3.21)$$

Таблиця 3.3

Критичні значення для різних значень розмірності МПП  $n$  та значення  $p - value$

$n \backslash p\text{-value}$	3	4	5	6	7	8	9
0,01	0	0.406	1.697	3.238	4.698	6.158	7.618
0,05	0.05	1.301	3.350	5.842	8.641	11.44	14.239
0,10	0.166	2.098	4.857	8.303	11.668	15.028	18.388
0,15	0.355	2.885	6.387	10.571	14.117	17.663	21.209
0,20	0.694	3.679	7.915	12.816	16.496	20.176	23.856
0,25	1.033	4.918	10.099	16.002	19.389	23.662	26.996
0,30	1.432	5.695	11.701	17.305	20.648	23.991	27.331
0,35	2.25	6.908	13.874	19.541	22.778	26.015	29.25
0,40	2.722	8.514	16.629	22.040	24.927	27.814	30.701
0,45	3.52	10.453	19.535	24.654	26.791	28.928	31.065
0,50	4.28	12.954	22.886	27.063	28.962	30.860	32.758

Крок 4. Розрахувати значення ваг альтернатив (3.22) для триплета  $\Gamma_{ijk}$

$$w_i = \frac{\sum_{j=1}^n a_{ij}}{n} \quad (3.22)$$

Крок 5. Вибрати головну альтернативу, якій відповідає максимальна вага (3.23):

$$w_j = \max w_i \quad (3.23)$$

Крок 6. Вибрати всі значення з колонки, що відповідає головній альтернативі.

Крок 7. Розрахувати інші значення пріоритетів (ваги), помножуючи максимальну вагу на значення, отримані на попередньому кроці (3.24)

$$w_l = a_{lj} \cdot w_j; \quad (3.24)$$

Крок 8. Використовуючи нові значення ваг розрахувати значення нової МПП і перейти на крок 10 (3.25):

$$a_{il}^* = \frac{w_i}{w_l} \quad (3.25)$$

Крок 9. Поліпшення узгодженості неможливо.

Крок 10. Кінець.

### **3.3. Порівняльний аналіз результатів моделювання, отриманих нейромережними та економетричними методами**

Прогнозування результату на певний час вперед, ґрунтуючись на даних за минулий час, - завдання, що зустрічається досить часто. Приміром, перед більшістю торговельних підприємств стоїть завдання оптимізації складських запасів, для вирішення якої вимагається знати, що і скільки має бути продане через тиждень і тому подібне, завдання прогнозу вартості акцій якого-небудь підприємства через день тощо і інші подібні питання. Deductor Studio [53] пропонує для цього інструмент "Прогнозування".

Прогнозування з'являється в списку Майстра обробки тільки після побудови якої-небудь моделі прогнозу: нейромережі, лінійній регресії тощо. Прогнозувати на декілька кроків вперед має сенс тільки часовий ряд (приміром, якщо є дані по тижневих сумах продажів за певний період, можна спрогнозувати суму продажів на два тижні вперед). Оскільки при побудові моделі прогнозу необхідно враховувати багато чинників (залежність результату від даних день, два, три, чотири назад), то методика має свої особливості. Покажемо її на прикладі.

Початкові дані. У аналітика є дані про щомісячну кількість проданого товару за декілька років. Йому необхідно, ґрунтуючись на цих даних, визначити, яка кількість товару буде продана через місяць і через два.

Початкові дані по продажах повинні знаходитись у текстовому файлі. Виконаємо імпорт даних з файлу, не забувши вказати в Майстрові, щоб як роздільник дробової і цілої частин була точка, а не кома.

Видалення аномалій і згладжування. Після імпорту даних скористаємося графіком для їх перегляду (рис. 3.3).



Рис. 3.3. Початкові дані

На діаграмі видно, що пропущених значень в початкових даних немає, але дані містять аномалії (викиди) і шуми, за якими важко розгледіти тенденцію. Тому перед прогнозуванням необхідно видалити аномалії і згладити дані.

Зробити це можна за допомогою спектральної обробки. Запустимо Майстер обробки (рис. 3.4).

З початкових даних необхідно виключити шуми, тому вибираємо стовпець "Product1" і вказуємо спосіб обробки "Віднімання шуму" (міра віднімання - мала). На наступному кроці запустимо обробку, натиснувши на "Пуск". Після обробки проглянемо отриманий результат на діаграмі (рис. 3.5).

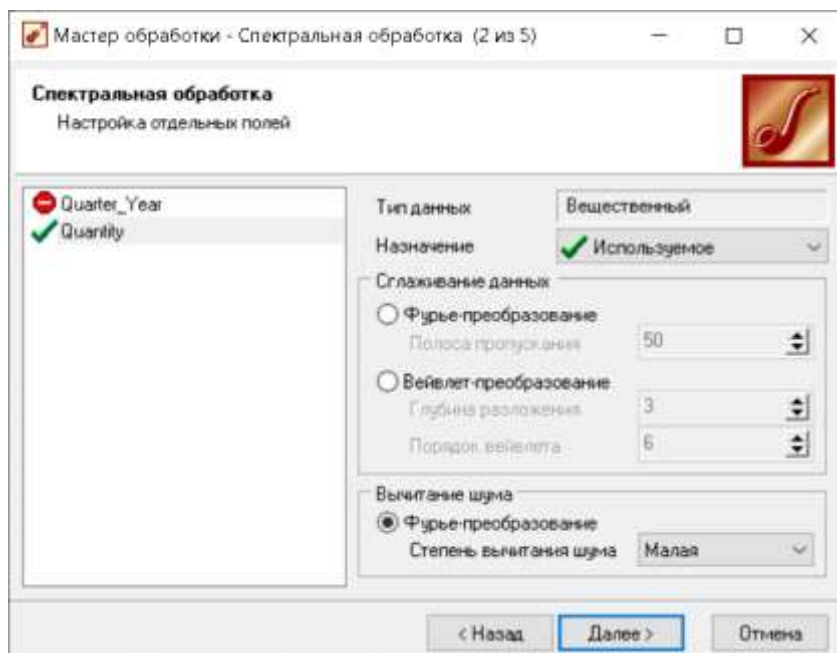


Рис. 3.4. Вибір «Спектральная обработка»

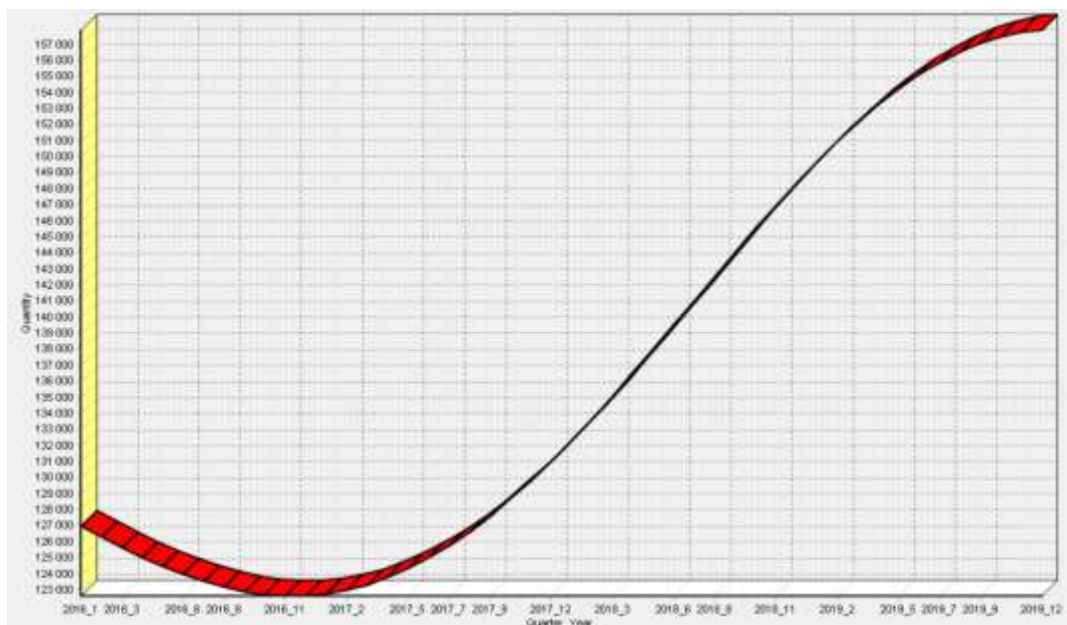


Рис. 3.5 Результат спектральної обробки

Видно, що дані згладилися, аномалії і шуми зникли. Також видно тенденцію.

Тепер перед аналітиком встає питання, а як, власне, прогнозувати часовий ряд. В даному випадку стовпець один. Будувати прогноз на майбутнє будемо, ґрунтуючись на даних минулих періодів, тобто припускаючи, що кількість продажів на наступний місяць залежить від кількості продажів за попередні місяці. Це означає, що вхідними чинниками для моделі можуть бути продажі за поточний

місяць, продажі за місяць раніше і так далі, а результатом мають бути продажі за наступний місяць, тобто тут явно необхідно трансформувати дані до ковзаючого вікна.

Ковзаюче вікно 12 місяців тому. Запустимо Майстер обробки, виберемо як обробника ковзаюче вікно і перейдемо на наступний крок.

Було вирішено будувати прогноз на місяць вперед, ґрунтуючись на даних за 1, 2, 11 і 12 місяців тому. Тому вимагається вибрати глибину занурення 12, призначивши поле "Product1" використанням. Тоді дані трансформуються до ковзаючого вікна так, що аналітику будуть доступні усі потрібні чинники для побудови прогнозу (рис. 3.6-3.7).

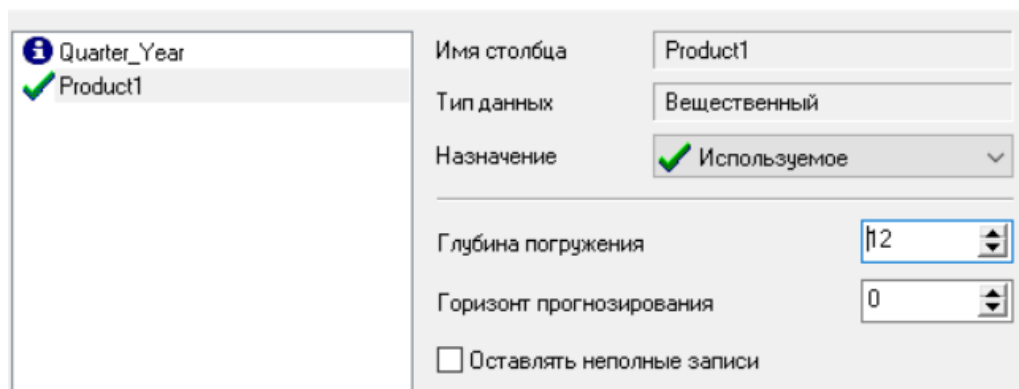


Рис. 3.6. Трансформація даних

Тепер як вхідні чинники можна використовувати "Product1-12", "Product1-11" - дані по кількості 12 і 11 місяців тому (відносно прогнозованого місяця), а також "Product1-2" і "Product1-1" - дані за 2 попередні місяці. Як вихідне поле вкажемо стовпець "Product1".

Навчання нейромережі (прогноз на 1 місяць вперед). Перейдемо безпосередньо до самої побудови моделі прогнозу. Відкриємо Майстер обробки і виберемо в ньому нейронну мережу.

На другому кроці Майстра згідно з прийнятим раніше рішенням встановимо як вхідних поля "Product1- 2", "Product1-11", "Product1-2" і "Product1-1", а як вихідний - "Product1 ". Інші поля зробимо інформаційними (рис. 3.8).

Quantity_Year	Quantity-T2	Quantity-T1	Quantity-T0	Quantity-T9	Quantity-T8	Quantity-T7
2017_1	26982.944525431	126299.1414918	25633.060475839	3018.133295303	1455.497043112	1953.898346918
2017_2	126299.1414918	25633.060475839	25018.133295303	1455.497043112	1953.898346918	1521.601116534
2017_3	25633.060475839	25018.133295303	24455.497043112	1953.898346918	1521.601116534	1166.298686986
2017_4	25018.133295303	24455.497043112	23953.898346918	1521.601116534	1166.298686986	1895.031223234
2017_5	24455.497043112	23953.898346918	23521.601116534	1166.298686986	1895.031223234	1714.109202469
2017_6	23953.898346918	23521.601116534	23166.298686986	1895.031223234	1714.109202469	1629.043731904
2017_7	23521.601116534	23166.298686986	22895.031223234	1714.109202469	1629.043731904	1544.484394603
2017_8	23166.298686986	22895.031223234	22714.109202469	1629.043731904	1544.484394603	1764.165243752
2017_9	22895.031223234	22714.109202469	22629.043731904	1544.484394603	1764.165243752	1990.859487982
2017_10	22714.109202469	22629.043731904	22644.484394603	1764.165243752	1990.859487982	1326.343325866
2017_11	22629.043731904	22644.484394603	22764.165243752	1990.859487982	1326.343325866	1771.369302035
2017_12	22644.484394603	22764.165243752	22990.859487982	1326.343325866	1771.369302035	1625.649463116
2018_1	22764.165243752	22990.859487982	23326.343325866	1771.369302035	1625.649463116	1987.848499651
2018_2	22990.859487982	23326.343325866	23771.369302035	1625.649463116	1987.848499651	1755.586962976
2018_3	23326.343325866	23771.369302035	24325.649463116	1987.848499651	1755.586962976	1625.454549347
2018_4	23771.369302035	24325.649463116	24987.848499651	1755.586962976	1625.454549347	1533.033346573
2018_5	24325.649463116	24987.848499651	25755.586962976	1625.454549347	1533.033346573	1308.642422
2018_6	24987.848499651	25755.586962976	26625.454549347	1533.033346573	1308.642422	1298.822399855
2018_7	25755.586962976	26625.454549347	27593.033346573	1308.642422	1298.822399855	1023.502812849
2018_8	26625.454549347	27593.033346573	28652.930842422	1298.822399855	1023.502812849	1318.946468799
2018_9	27593.033346573	28652.930842422	29798.822399855	1023.502812849	1318.946468799	1676.375560362
2018_10	28652.930842422	29798.822399855	31023.502812849	1318.946468799	1676.375560362	1086.335711674
2018_11	29798.822399855	31023.502812849	32318.946468799	1676.375560362	1086.335711674	1538.778312097
2018_12	31023.502812849	32318.946468799	33676.375560362	1086.335711674	1538.778312097	1023.148789556
2019_1	32318.946468799	33676.375560362	35086.335711674	1538.778312097	1023.148789556	1528.479965986
2019_2	33676.375560362	35086.335711674	36538.778312097	1023.148789556	1528.479965986	11043.48965991

Рис. 3.7. Таблица ковзаючого вікна

**Мастер обработки - Нейросеть (2 из 9)**

**Настройка назначений столбцов**  
 Задайте назначения исходных столбцов данных

Имя столбца: Product1  
 Тип данных: Вещественный  
 Назначение: Выходное  
 Вид данных: Непрерывный

Статистика:

Минимум	145862
Максимум	161423
Среднее	153592,5
Стандартное откл.	6431,71270606309

Настройка нормализации...

< Назад Далее > Отмена

Рис. 3.8. Побудова моделі прогнозу

На наступному кроці вкажемо розбиття тестової і навчальної множин (рис. 3.9).



Мастер обработки - Нейросеть (3 из 9)

**Разбиение исходного набора данных на подмножества**  
Настройте разбиение исходного множества данных на обучающее и тестовое множества

Способ разделения исходного множества данных: Случайно

Столбец для разделения исходного множества:

Множество	Размер		Порядок сортировки
	В процентах	В строках	
<input checked="" type="checkbox"/> Обучающее	95,00	34	По возрастанию
<input checked="" type="checkbox"/> Тестовое	5,00	2	По возрастанию
<b>ИТОГО:</b>	<b>100,00</b>	<b>36</b>	

Количество строк (всего): 36

< Назад **Далее >** Отмена

Рис. 3.9. Розбиття набору

Перейдемо до наступного кроку, на якому відмітимо необхідну кількість шарів і нейронів в нейромережі (рис. 3.10).

Мастер обработки - Нейросеть (4 из 9)

**Структура нейронной сети**

Нейроны в слоях:

входном: 4

скрытых слоев: 1

выходном: 1

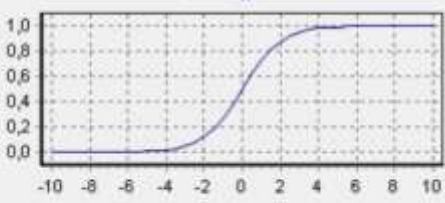
Слой	Нейроны
1	5

Активационная функция:

Тип функции: Сигмоида

Кривизна: 1,000

Сигмоида



< Назад **Далее >** Отмена

Рис. 3.10. Налagodження нейромережі

Перейшовши далі, виберемо алгоритм навчання нейромережі.



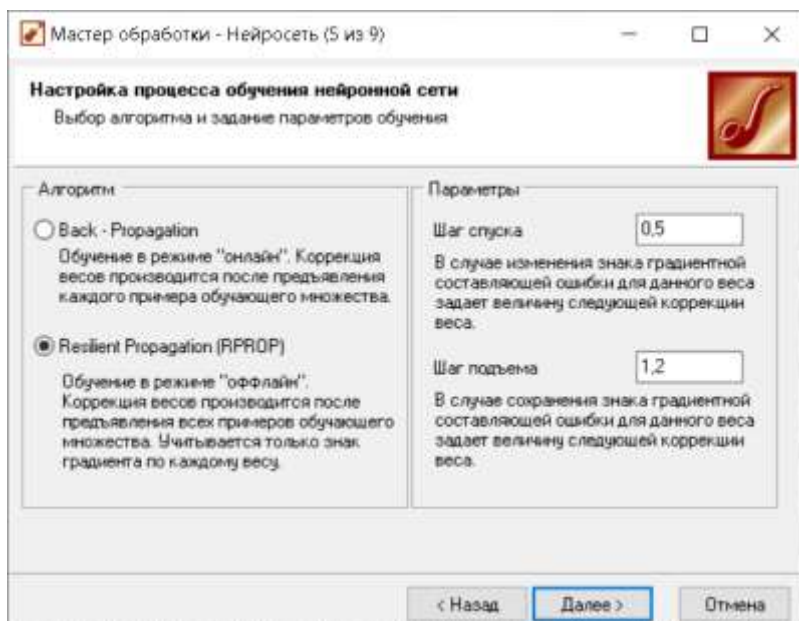


Рис. 3.11. Навчання нейромережі

Після побудови моделі для перегляду якості навчання представимо отримані дані у вигляді діаграми і діаграми розсіювання. У майстра настройки діаграми виберемо для відображення поля «Product1» і «Product1\_OUT» - реальне і прогнозоване значення. Результатом буде два графіка, показані на рис. 3.12-3.13.

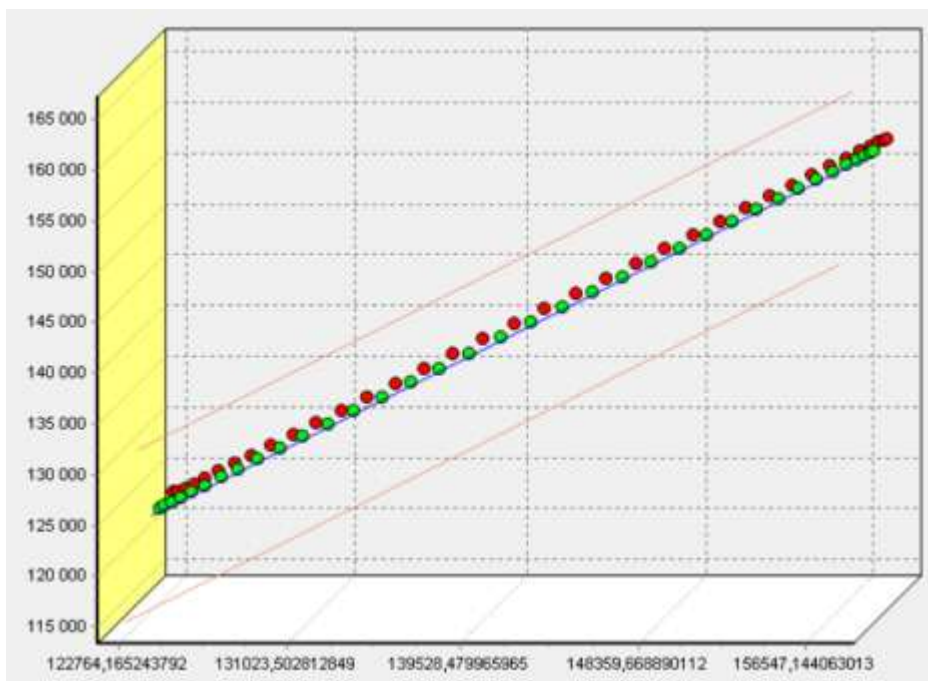


Рис. 3.12. Діаграма розсіювання

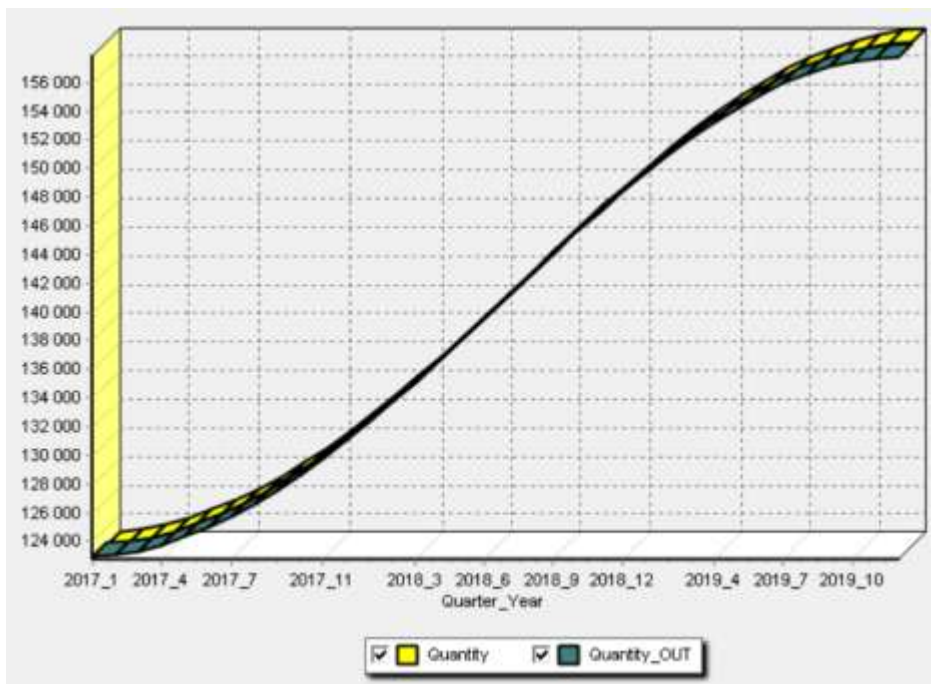


Рис. 3.13. Порівняння еталонних даних з прогнозом

На графі нейромережі видно, як виглядає навчена мережа (рис. 3.14).

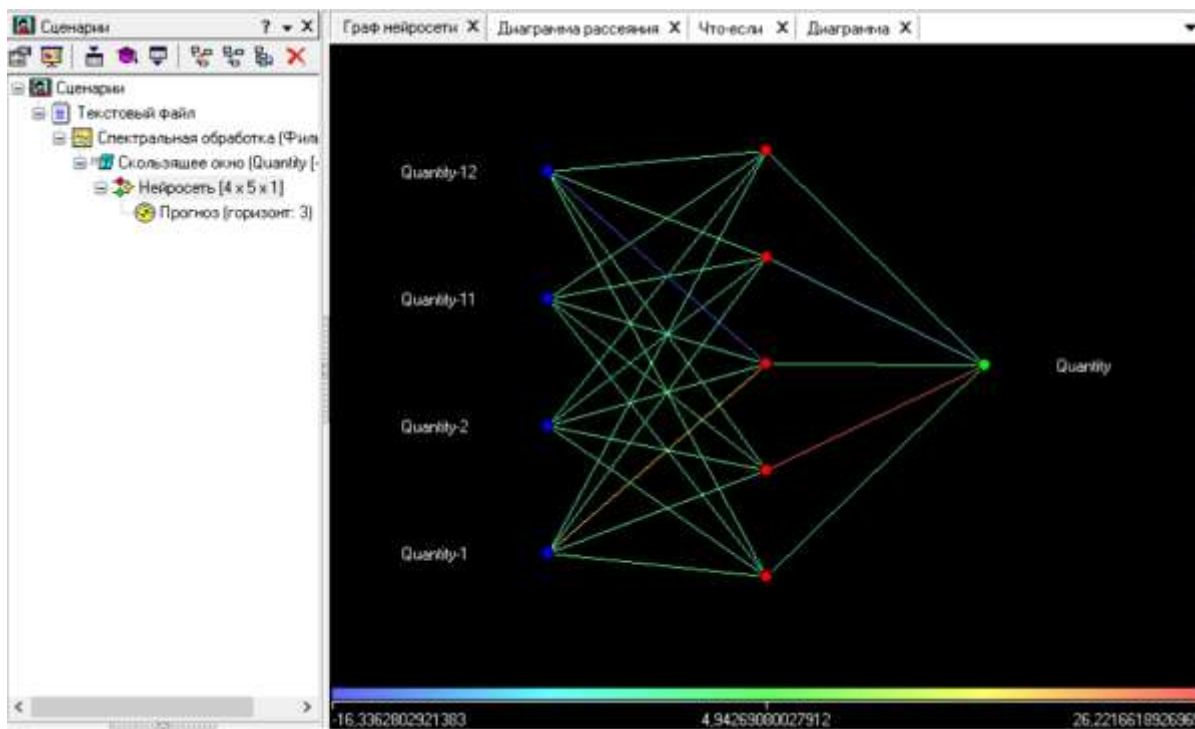


Рис. 3.14. Граф нейромережі

Побудова прогнозу. Нейромережа навчена, залишилося отримати необхідний прогноз. Для цього відкриваємо Майстер обробки і вибираємо обробник, що з'явився тепер, "Прогнозування" (рис. 3.15).

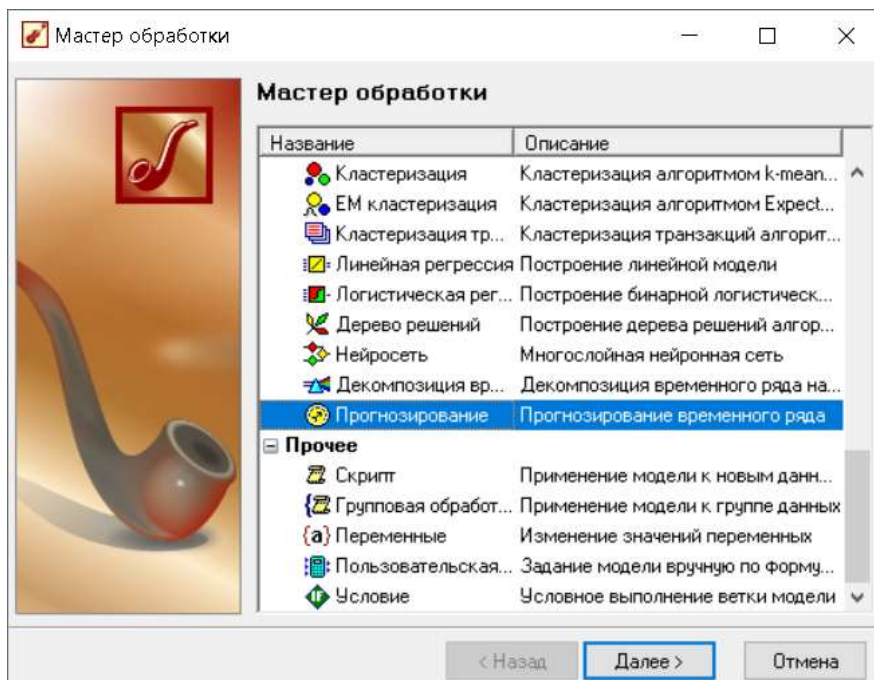


Рис. 3.15. Майстер прогнозування

На другому кроці Майстра пропонується настроїти зв'язки стовпців для прогнозування часового ряду: звідки брати дані для стовпця при черговому кроці прогнозу.

Вкажемо горизонт прогнозу (на скільки вперед прогнозуватимемо) 3, а також для наочності слід додати до прогнозу початкові дані, встановивши в Майстрі відповідний прапорець(рис. 3.16).

На другому кроці майстра пропонується налаштувати зв'язку стовпців для прогнозування часового ряду - звідки брати дані для стовпця при черговому кроці прогнозу (рис. 3.17).

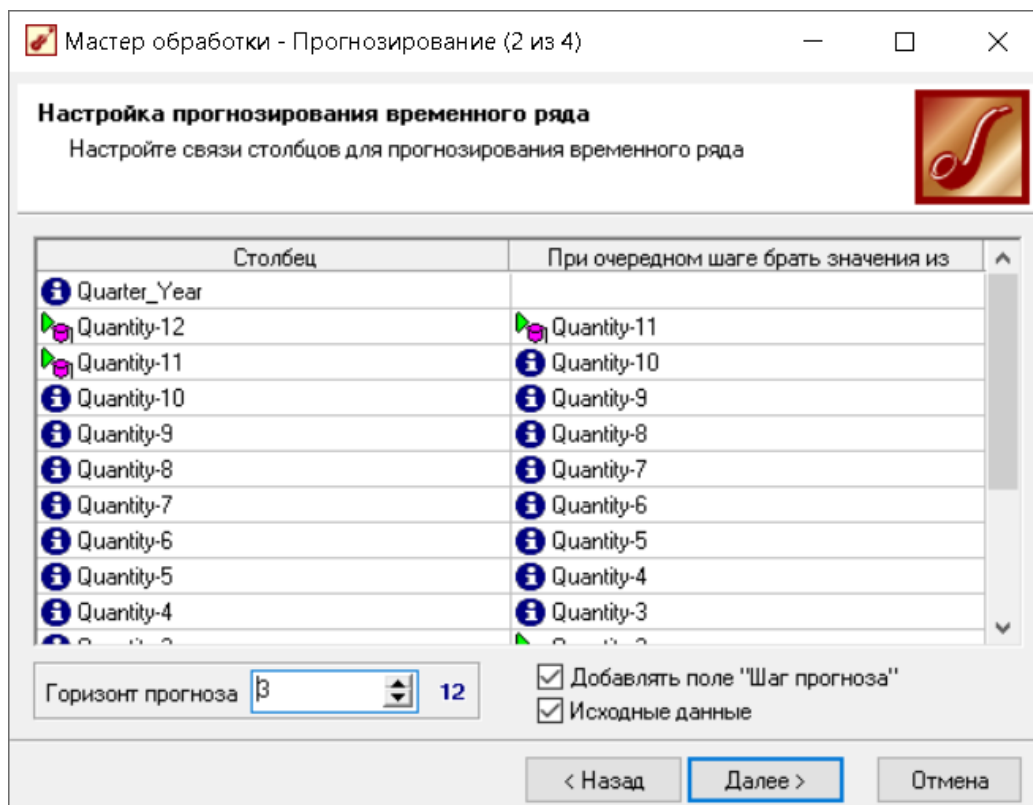


Рис. 3.16. Налagodження прогнозування часового ряду

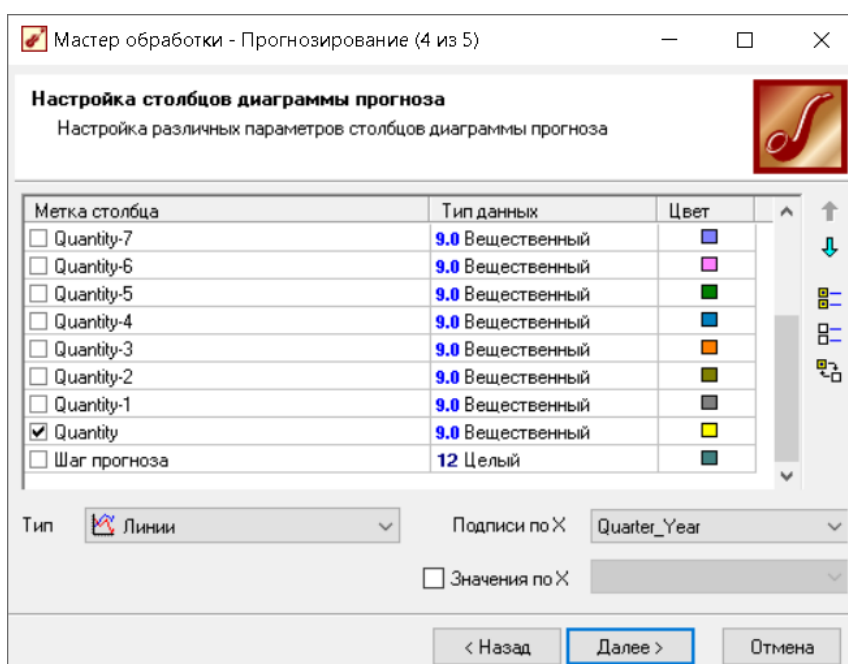


Рис. 3.17. Налagodження стовпців діаграми прогнозу

На четвертому кроці (налагодження стовпців діаграми прогнозу) необхідно вказати в якості відображуваного стовпець «Quantity». Промасштабувавши

результат і включивши мітки, можна побачити розрахункові значення на 3 місяці вперед (рис. 3.18).

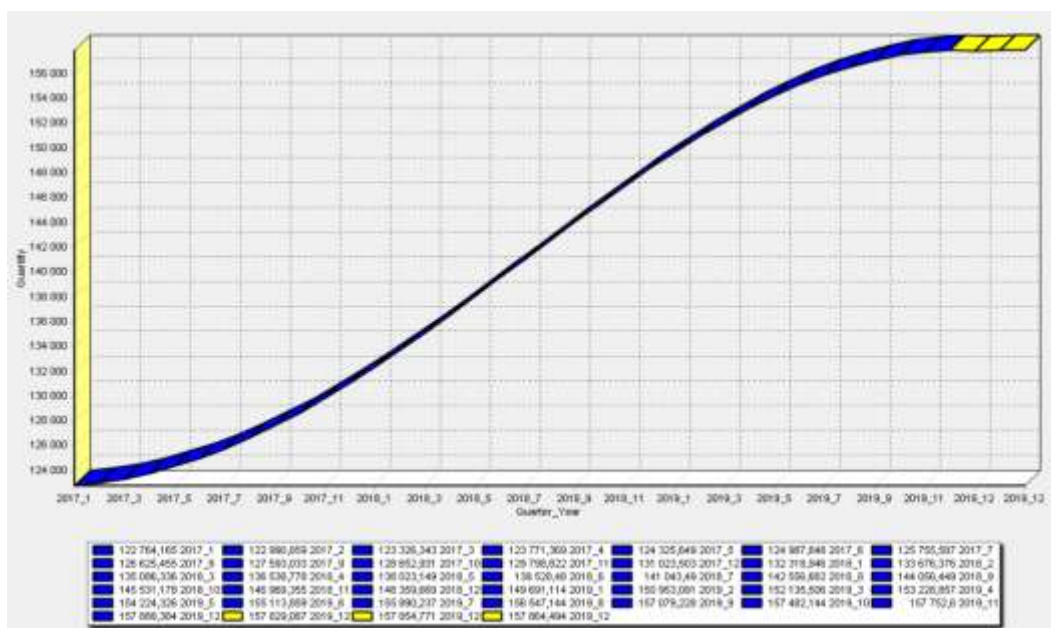


Рис. 3.18. Розрахункові значення на 3 місяці вперед

Тепер аналітик може дати відповідь на питання, яка кількість товарів буде продана в наступному місяці і навіть через два місяці.

Після завершення аналізу дані можна експортувати. Так як дана версія є безкоштовною для освітніх цілей, то дані можна вивантажити або в текстовий файл, або в власний проект програми з розширенням «\*.ded».

Майстер експорту має точно такі ж налаштування, як і майстер імпорту. Більш того, якщо експорт даних зробити в текстовий файл, то далі дані можна скопіювати в файл табличного процесора Excel, і досить комфортно з ними працювати.

Даний приклад показав, як за допомогою Deductor Studio прогнозувати часовий ряд.

### Висновки до розділу 3

В третьому розділі розглянуто імітаційну модель динамічної системи, на основі нечітких множин та нейронних мереж. Вивчена класифікація МАІ (класичного МАІ, модифікованого МАІ на основі нечітких експертних оцінок, метод аналізу мереж та інших модифікацій) за наступними критеріями:

- методи включення невизначеності;
- методи обліку компетентності ОПР;
- методи попарного порівняння об'єктів;
- методи отримання локального (глобального) вектора пріоритетів;
- наявність обліку взаємного впливу об'єктів у системі (побудова графа впливу об'єктів);
- наявність способу корекції експертних суджень;
- спосіб інтерпретації результатів та визначення залежності кінцевого рішення від вхідних даних.

Розглянуто наступні модифікації класичного МАІ, а саме модифікований МАІ на основі нечітких експертних оцінок, мультиплікативний МАІ, метод аналізу мереж, нечіткий метод аналізу мереж тощо.

В третьому розділі наведено порівняльний аналіз результатів моделювання, отриманих нейромережними та економетричними методами.

Прогнозування результату на певний час вперед, ґрунтуючись на даних за минулий час, - завдання, що зустрічається досить часто. Наприклад, перед більшістю торговельних підприємств стоїть завдання оптимізації складських запасів, для вирішення якої вимагається знати, що і скільки має бути продане через тиждень, завдання прогнозу вартості акцій якого-небудь підприємства через певний час тощо.

Для вирішення таких питань можна використати аналітичну платформу Deductor. Deductor Studio - це програма, призначена для аналізу інформації з різних

джерел даних. Вона реалізує функції імпорту, обробки, візуалізації і експорту даних. Deductor Studio може функціонувати і без сховища даних.

В роботі розглянуто інструмент "Прогнозування" Deductor Studio.

В роботі початковими даними є дані про щомісячну кількість проданого товару за декілька На графі нейромережі видно, як виглядає навчена мережа років. Розв'язана задача визначення, яка кількість товару буде продана через місяць і через два.

При вирішенні задачі були застосовані механізми очищення даних від шумів, аномалій, які забезпечили якість побудови моделі прогнозу далі і відповідно достовірний результат самого прогнозування кількості продажів на три місяці вперед. Також було продемонстровано принцип прогнозування часового ряду - імпорт, виявлення сезонності, очищення, згладжування, побудова моделі прогнозу і власне побудова прогнозу часового ряду.

## ВИСНОВКИ

З урахуванням теоретичних досліджень провідних вітчизняних та іноземних учених, досвіду світової та національної практики визначено особливості економіко-математичних моделей прогнозування.

В якості методів дослідження використанні загальнонаукові методи пізнання економічних і соціально-суспільних явищ, зокрема, методи експертних оцінок, аналізу та синтезу.

Наукова новизна, теоретична значимість дослідження: отримання наукових результатів, які містять положення теорії та щодо практики обґрунтування моделей і методів нелінійного прогнозування в прийнятті рішень для підприємств.

Практична цінність: обґрунтування практичних рекомендацій щодо розробки та впровадження методів та моделей нелінійного прогнозування.

Показано, що задача прогнозування часових рядів має велику актуальність для багатьох предметних областей і є невід'ємною частиною повсякденної роботи багатьох підприємств.

Установлено, що до теперішнього часу розроблено багато моделей для рішення задачі прогнозування часового ряду, серед яких найбільшу застосовність мають авторегресійні й нейромережеві моделі.

Виявлені переваги й недоліки розглянутих моделей. Установлено, що істотним недоліком авторегресійних моделей є велика кількість вільних параметрів, що вимагають ідентифікації; недоліками нейромережевих моделей є їх непрозорість моделювання й складність навчання мережі.

Визначено, що найбільш перспективним напрямком розвитку моделей прогнозування з метою підвищення точності є створення комбінованих моделей, що виконують на першому етапі кластеризацію, а потім прогнозування часового ряду усередині встановленого кластера

Використання нейронних мереж в усіх областях людської діяльності, у тому числі в області фінансових установах, рухається по наростаючій. З упевненістю можна вважати, що поява такого потужного і ефективного інструменту не переверне



фінансовий ринок, і не "відмінить" традиційні математичні і економетричні методи технічного аналізу, або зробить непотрібною роботу висококласних експертів. Як новий ефективний засіб для вирішення самих різних завдань нейронні мережі приходять і використовуються тими людьми, які їх розуміють, які в них мають потребу і яким вони допомагають вирішувати багато професійних проблем

За допомогою аналітичної платформи Deductor Studio виконано прогнозування часового ряду. При рішенні завдання були застосовані механізми очищення даних від шумів, аномалій, які забезпечили якість побудови моделі прогнозу далі і відповідно достовірний результат самого прогнозування кількості продажів на три місяці вперед. Також був продемонстрований принцип прогнозування тимчасового ряду - імпорт, виявлення сезонності, очищення, згладжування, побудова моделі прогнозу і власне побудова прогнозу часового ряду.

## СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Немцов В.Д. Менеджмент організацій: Навч. посібник /В.Д. Немцов, Л.Є. Довгань, Г.Ф. Сініок– К.: ТОВ «УВПК «ЕксОб», 2001, - 392 с.
2. Окорський В.П. Основи менеджменту: Навч. посібник /В.П. Окорський Рівне: НУВГП, 2009. – 400 с.
3. Обер-Крие Дж. Управление предприятием /Дж. Обер-Крие– М.: Сирин, 1997. – 257 с.
4. Выханский О.С. Менеджмент: Учебник /О.С. Выханский, А.И. Наумов– 3-е изд. – М.: Гардарики, 2002. – 528 с.
5. Гріфін Р. Основи менеджменту: Підручник / Р. Гріфін, В. Яцура– Наук. ред. В. Яцура, Д. Одесневич. – Львів: БаК, 2001. – 624 с.
6. Кузьмін О.Е. Основи менеджменту: Підручник /О.Е. Кузьмін, О.Г. Мельник – К.: „Академвидав”, 2003. – 416с.
7. Василенко В. А. Теорія і практика розробки управлінських рішень /В. А.Василенко: Навч. посіб. – К.: ЦУЛ, 2003. – 420 с.
8. Кігель В.Р. Методи і моделі підтримки прийняття рішень у ринковій економіці /В.Р. Кігель – К.: ЦНЛ, 2003. – 202 с.
9. Моделі і методи прийняття рішень в аналізі та аудиті. Курс лекцій / За ред. Ф.Ф. Бутинця, М.М. Шигун. – Житомир: ПП "Рута", 2004. – 352 с.
10. Розен В.В. Математические модели принятия решений в экономике. Учеб. пособ./ В.В.Розен – М.: Книжный дом "Университет", Высшая школа, 2002. – 288 с.
11. Мартиненко М.М. Основи менеджменту: Підручник /М.М. Мартиненко – К.:Каравела, 2005 – 496с.
12. Стадник В.В. Менеджмент: Посібник /В.В. Стадник, М. А. Йохна – К.: Академ. видав., 2003. – 464 с.
13. Шелобаев С.И. Математические методы и модели в экономике, финансах, бизнесе: Учеб. пособие для вузов /С.И. Шелобаев– М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2001. – 367 с.

14. Хміль Ф.І. Основи менеджменту: Підручник /Ф.І. Хміль – К.: Академ. видав., 2003.– 608 с.
15. Чучуева И.А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобия: диссертация .... кандидата технических наук: М.:– 2012. – 250 с.
16. Чучуева И. А. Модель экстраполяции временных рядов по выборке максимального подобия // Информационные технологии. 2010. №12. С. 43-47.
17. Чучуева И. А. Модель экстраполяции по максимуму подобия (ЭМП) для временных рядов цен и объемов на рынке на сутки вперед ОРЭМ (Оптовом рынке электроэнергии и мощности) // Наука и образование [электронный ресурс]. 2010. № 1. URL: <http://technomag.edu.ru/doc/135870.html>
18. Чучуева И. А. Сезонно-регрессионная модель прогнозирования в решении задачи прогнозирования цен РСВ (рынок на сутки вперед) / И. А. Чучуева, Ю. Н. Павлов – Энерго-Info. 2009. №4. С. 46 - 49.
19. Чучуева И. А. Прогнозирование временных рядов при помощи модели экстраполяции по выборке максимального подобия // Наука и современность: сборник материалов Международной научно-практической конференции. Новосибирск, 2010. С. 187 - 192.
20. Бокс Дж. Анализ временных рядов, прогноз и управление / Дж. Бокс, Г.М. Дженкинс / М.: Мир, 1974. 406 с.
21. Extrapolation // The free encyclopedia «Wikipedia» [электронный ресурс]. URL: <http://en.wikipedia.org/wiki/Extrapolation>
22. Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting // Proceedings of the World Congress on Engineering, London, 2009, Vol 2 [электронный ресурс]. P. 1292 - 1296. URL: [www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009\\_pp1292-1296 .pdf](http://www.iaeng.org/publication/WCE2009/WCE2009_pp1292-1296.pdf)
23. Morariu N., Iancu E., Vlad S. A neural network model for time series forecasting // Romanian Journal of Economic Forecasting. 2009, No. 4. P. 213 - 223.

24. Mazengia D.H. Forecasting Spot Electricity Market Prices Using Time Series Models: Thesis for the degree of Master of Science in Electric Power Engineering. Gothenburg, Chalmers University of Technology, 2008. 89 p.
25. Parzen E. Long memory of statistical time series modeling // NBER-NSF Time Series Conference, USA, Davis, 2004 [електронний ресурс]. 10 p. URL: <http://www.stat.tamu.edu/~eparzen/Long%20Memory%20of%20Statistical%20Time%20Series%20Modeling.pdf>
26. Jingfei Yang M. Sc. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree. Germany, Darmstadt, Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universitat, 2006. 139 p.
27. Бесєдін М. О. Основи менеджменту: Оцінно-ситуаційний підхід (модульний варіант): Підручник/ М. О. Бесєдін, В. М. Нагаєв – К.: Центр навчальної літератури, 2005. – 496 с.
28. Блюмин С.Л. Модели и методы принятия решений в условиях неопределённости/ С.Л.Блюмин, И.А. Шуйкова– Липецк: ЛЭГИ, 2001. – 138 с.
29. Norizan M., Maizah Hura A., Zuhaimy I. Short Term Load Forecasting Using Double Seasonal ARIMA Model // Regional Conference on Statistical Sciences, Malaysia, Kelantan, 2010. P. 57 - 73.
30. Collantes-Duarte J., Rivas-Echeverriat F. Time Series Forecasting using ARIMA, Neural Networks and Neo Fuzzy Neurons // WSEAS International Conference on Neural Networks and Applications, Switzerland, 2002 [електронний ресурс]. 6 p. URL: [www.wseas.us/e-library/conferences/switzerland2002/papers/464.pdf](http://www.wseas.us/e-library/conferences/switzerland2002/papers/464.pdf)
31. Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using the Wavelet Transform and ARIMA Models / A.J. Conejo [et al.] // IEEE transaction on power systems. 2005, Vol. 20, No. 2. P. 1035 - 1042.
32. Self-organization in leaky threshold systems: The influence of near-mean field dynamics and its implications for earthquakes, neurobiology, and forecasting / J.B. Rundle [et al.] // Colloquium of the National Academy of Sciences, Irvine, USA, 2002. P. 2514 - 2521.

33. Draper N., Smith H. Applied regression analysis. New York: Wiley, In press, 1981. 693 p.
34. Maximum likelihood // The free encyclopedia «Wikipedia» [электронный ресурс]. URL: [http://en.wikipedia.org/wiki/Maximum\\_likelihood](http://en.wikipedia.org/wiki/Maximum_likelihood)
35. Тарнавська Н.П., Пушкар Р.М Менеджмент: теорія та практика: Підручник для вузів.- Тернопіль: Карт-бланш, 1997, с. 11-30,58-86.
36. Тихонов Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка. Невинномысск, 2006. 221 с.
37. Многофакторное прогнозирование потребления электроэнергии в промышленном и бытовом секторах / Т. Кирилова [и др.] // Энергорынок 2009, №11. С. 40 - 43.
38. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH. СПб: БХВ-Петербург, 2005. 736 с.
39. Семенов В.В. Математическое моделирование динамики транспортных потоков мегаполиса. М.: ИПМ им. М.В.Келдыша РАН, 2004. 44 с.
40. Ивахненко А.Г. Обзор задач, решаемых по алгоритмам Метода Группового Учета Аргументов (МГУА) // Group Method of Data Handling [электронный ресурс]. URL: <http://www.gmdh.net/articles/rus/obzorzad.pdf>
41. Эконометрия: Учебное пособие / В.И. Суслов [и др.] Новосибирск: Издательство СО РАН, 2005. 744 с.
42. Эддоус М., Стенсфилд Р. Методы принятия решений. – М.: Аудит, ЮНИТИ, 1997. – 540 с.
43. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: ООО «И. Д. Вильямс», 2006. 1104 с.
44. Вітлінський В.В. Моделювання економіки: Навчальний посібник. – К.: КНЕУ, 2003. – 408 с.
45. Бакуменко В.Д. Формування державно-управлінських рішень: Проблеми теорії, методології, практики. — К.: Вид-во УАДУ, 2000. — 328 с.

46. Канторович Г.Г. Анализ временных рядов//Экономический журнал Высшей школы экономики, т. 6, №1, № 2, 2002, <http://www.ecsocman.edu.ru/db/msg/48941.html>

47. Сидоров С.Г., Никологорская А.В. Анализ временных рядов как метод построения потребления электроэнергии // Вестник ИГЭУ. 2010, Вып. 3. С. 81 - 83.

48. Трофимов А. Г., Скругин В. И. Адаптивный классификатор многомерных нестационарных сигналов на основе анализа динамических паттернов // Наука и образование [электронный ресурс]. 2010, №8. URL: <http://technomag.edu.ru/doc/151934.html>

49. Колпаков В.М. Теория и практика принятия управленческих решений. – К.: МАУП, 2000. – 256 с.

50. Рогоза М.Є. Системи підтримки прийняття рішень: навч. посіб. / М.Є. Рогоза, О.О. Ємець, Є.М. Ємець. – Полтава: ПУЕТ, 2013. – 328 с.

51. Минюк С.А. Математические методы и модели в экономике: Учеб. пособие / Минюк С.А., Ровба Е.А., Кузьмич К.К. – Мн.: ТетраСистемс, 2002. – 432 с.

52. Офіційний сайт Deductor Academic Studio [Електронний ресурс] Режим доступу: <http://www.basegroup.ru/>

53. Покров В.В. Аналіз результатів моделювання, отриманих нейромережними методами / В.В. Покров, Є.М. Ємець // Економіка сьогодні: проблеми, моделювання та управління : матеріали X Всеукраїнської науково-практичної Інтернет - конференції (19–20 листопада 2020 року, м. Полтава). – Полтава: ПУЕТ, 2020. [Електронний ресурс] – Режим доступу: <http://www.economicstoday2020.ukrbbb.net/viewtopic.php?f=5&t=22>